



Thèse présentée pour obtenir le titre de
DOCTEUR DE L'ÉCOLE POLYTECHNIQUE

par

Bénédicte JOURDIER

Laboratoire de Méétéorologie Dynamique
École polytechnique

**Ressource éolienne en France métropolitaine :
méthodes d'évaluation du potentiel,
variabilité et tendances.**

Soutenue le 18 septembre 2015 devant le jury composé de :

Président :	M. Olivier BOUCHER	LMD
Rapporteurs :	M ^{me} Sophie BASTIN	LATMOS
	M ^{me} Mireille BOSSY	Inria
Examineurs :	M. Éric DUPONT	EDF R&D, CEREAS
	M. Peter TANKOV	LPMA
Invités :	M. Robert BELLINI	ADEME
	M. Paul PONCET	ENGIE
Directeur de thèse :	M. Philippe DROBINSKI	LMD



Thèse présentée pour obtenir le titre de
DOCTEUR DE L'ÉCOLE POLYTECHNIQUE

par

Bénédicte JOURDIER

Laboratoire de Méétéorologie Dynamique
École polytechnique

**Ressource éolienne en France métropolitaine :
méthodes d'évaluation du potentiel,
variabilité et tendances.**

Soutenue le 18 septembre 2015 devant le jury composé de :

Président :	M. Olivier BOUCHER	LMD
Rapporteurs :	M ^{me} Sophie BASTIN	LATMOS
	M ^{me} Mireille BOSSY	Inria
Examineurs :	M. Éric DUPONT	EDF R&D, CEREAS
	M. Peter TANKOV	LPMA
Invités :	M. Robert BELLINI	ADEME
	M. Paul PONCET	ENGIE
Directeur de thèse :	M. Philippe DROBINSKI	LMD

Remerciements

J'ai réalisé cette thèse au sein du Laboratoire de Météorologie Dynamique, sur le site de l'École polytechnique. Je remercie le directeur du LMD, Vincent Cassé, et tous ceux que j'ai côtoyés durant ces trois ans, notamment l'équipe InTro et l'équipe SIRTa.

Je remercie l'Agence de l'Environnement et de la Maîtrise de l'Énergie d'avoir retenu et financé mon projet de thèse, et Robert Bellini pour son accompagnement.

Je remercie GDF Suez, devenu ENGIE, qui a accepté au pied levé de me co-financer, et en particulier Paul Poncet pour son accompagnement, ainsi que toute la sympathique équipe du CEEME, même si je n'y ai pas passé beaucoup de temps.

Je remercie tous les membres du jury et particulièrement mesdames Sophie Bastin et Mireille Bossy d'avoir accepté la tâche de rapporteur.

Je remercie Maïa Eolis pour les données de mâts de mesure et le SIRTa pour les données lidar utilisées dans la thèse.

À ceux sans qui rien n'aurait été possible...

À l'origine de cette thèse, il y a bien sûr en premier lieu Philippe, qui a su transformer « une thèse en rapport avec l'éolien » en un vrai sujet. Merci pour ta confiance, pour ton indéfectible optimisme, pour la science partagée et tes précieux conseils prodigués tout au long de ces trois années. En second lieu Nicolas Girard et Olivier Texier qui ont immédiatement souhaité s'associer à cette aventure. Enfin je n'oublie pas Marc pour avoir servi de relai d'information au bon moment.

Merci à l'École polytechnique pour la riche formation que j'y ai reçue. Merci au Dr Thomas Ackermann pour ses cours passionnants sur l'éolien à KTH.

À ceux qui m'ont aidé...

Je remercie Riwal Plougonven avec qui j'ai beaucoup apprécié de travailler et qui m'a beaucoup apporté ces dernières années.

Je remercie Robert Vautard pour ses contacts toujours bienveillants.

Je remercie Simon Courret, Edouard Rol (GDF Futures Énergies) et Philippe Alexandre (la Compagnie du Vent) de m'avoir accorder du temps pour m'expliquer leurs méthodes; ainsi que toute l'équipe de Maïa Eolis, notamment Nicolas Girard, Olivier Coupiac, Alban Mercier, pour toutes les collaborations.

Je remercie les stagiaires qui ont apporté leur pierre à l'édifice : Amine Soussi et Hans-Kristian Ringkjøb.

Merci aussi à tous ceux qui ont relus attentivement le manuscrit ou donné des conseils pour la soutenance.

À ceux qui soutiennent efficacement les troupes...

Merci à toute la super équipe de l'école doctorale de l'EDX, notamment Audrey Lemaréchal et Fabrice Baronnet, pour l'accompagnement, les formations de haut niveau, les journées d'accueil et les doctoriales.

Merci à Julien Lenseigne, Karim Ramage et Sophie Cloché pour le support informatique.

Merci au secrétariat, notamment Isabelle Ricordel, Sylvie Agasse et Tara Bizet.

À ceux qui m'ont distraite (et supportée)...

Merci à mes co-thésards Ségolène Berthou et Charles Hernandez, sans qui ces trois ans auraient été nettement moins chouettes; et, pour l'ambiance du bureau, merci aux orchidées, misères, dromadaire et autres koalas, sans oublier le fameux fantôme du radiateur.*

Merci à la promo précédente que j'ai eu plaisir à retrouver, avant leur envol plus ou moins rapide vers d'autres horizons : Hiba Omrani, Nadia Mkhinini et Marc Stéfanon.

Merci à tous les thésards, notamment ceux du bout du couloir : Grégory Cesana, Natacha Kalecinski, Aurélie Potier, Géraldine Rea, Adrien Lacour, Thibault Vaillant, mais aussi tous les autres, post-docs, stagiaires and co pour l'ambiance "jeune".

Merci aux footex pour nos nombreuses victoires au tournoi inter-labo (oui, il est encore temps de réécrire l'histoire). Merci aussi à ceux qui ont daigné délaisser leurs crampons le temps d'un match de basket.

Et parce qu'il n'y a pas que la thèse dans la vie...

Merci à mes parents, mes frères et sœur et toute la smala. Un grand hurra à ma maman pour la préparation du pot de thèse.

Merci à Aurianne, Jean et les gastronogees pour les nombreuses heures de détente et tous les jeux découverts.

Merci au chœur symphonique du COGE pour la décompression du jeudi soir, les soirées, les amitiés tissées et tous vos petits messages ces derniers mois.

Merci à ELSE et à tous ses dévoués elsepiciers pour toutes ces années d'approvisionnement quasi-hebdomadaire en fruits et légumes aux goûts incomparables (sans oublier le pain de la ferme Vandame et les fameux cookies du mercredi... miam).

Je remercie enfin mon sponsor officiel ETHIQUABLE pour son merveilleux chocolat que l'on peut manger en toute bonne conscience.

** and long live Marianne Jones !*

Sommaire

Introduction générale	1
Première partie : Méthodes d'évaluation du potentiel éolien	7
1 Revue des méthodes	9
2 Profil vertical du vent	31
3 Distribution de Weibull	49
Seconde partie : Variabilité et tendances de la ressource	89
4 Revue sur le climat et la variabilité du vent	91
5 Variabilité interannuelle à décennale du vent	107
6 Tendances et saisons	129
7 Projections en climat futur	151
Conclusion générale	173
Annexes	177
A Données	179
B Statistiques	189
Bibliographie	193
Publications de la thèse	205
Table des matières	207
Table des illustrations	213

Introduction générale



(a) Moulins à vent comme ceux qu'a pu attaquer don Quichotte (Campo de Criptana, Espagne).
© Lourdes Cardenal



(b) Éolienne. © Christian Wagner

Figure 1 – Différents moyens d'extraire l'énergie du vent : moulins anciens et éolienne moderne.

L'extraction de l'énergie du vent ne date pas d'hier, que ce soit par les voiles des bateaux depuis des millénaires, ou par les moulins à vent utilisés depuis plus de 13 siècles¹ pour effectuer des tâches mécaniques comme moudre du grain ou pomper de l'eau. Après leur essor au Moyen Âge, les moulins à vent ont périclité avec la révolution industrielle et il aura fallu le premier choc pétrolier des années 1970, puis les considérations écologiques et climatiques actuelles pour remettre au goût du jour cette forme de production d'énergie. Les éoliennes n'ont plus grand chose à voir avec les moulins utilisés durant l'antiquité et le Moyen Âge, ni même avec les premières éoliennes utilisées pour produire de l'électricité, comme celles du danois de Poul La Cour à la fin du XIX^e siècle. Aujourd'hui, l'éolienne "type" possède trois pales d'environ 45 mètres de long, son moyeu se situe à 90 mètres de haut et elle fournit à pleine puissance 2,2 MW². Une machine de ce type fournit en moyenne l'équivalent de la consommation d'électricité d'environ 1000 personnes.

En France l'industrie éolienne s'est développée plus tardivement que dans certains pays voisins, notamment à cause de la spécificité du nucléaire. La puissance installée était inférieure à 1 GW en 2005 alors qu'elle était déjà de 18 GW en Allemagne et de 3 GW au Danemark, représentant respectivement 4,4 et 18,5 % de leur consommation d'électricité. En 2008, la France s'est engagée vis à vis de l'Union Européenne à atteindre 23 % de d'énergies renouvelables dans sa consommation finale en 2020³. C'est dans ce cadre que la programmation pluriannuelle des investissements de production d'électricité pour 2009–2020 a fixé les objectifs suivants pour l'éolien : 19 GW de puissance installée sur terre et 6 GW en mer en 2020. Au même moment, la fin des années 2000 a vu une croissance très forte de la filière, atteignant un rythme d'installations annuelles de 1,2 GW en 2009 et 2010. Si ce rythme soutenu s'était maintenu, voire encore accru jusqu'en 2020, les objectifs de puissance installée auraient pu être atteints, mais au contraire le rythme des raccordements s'est effondré, tombant à 0,6 GW en 2013. Même si les installations sont reparties à la hausse en 2014, on peut dire aujourd'hui sans risque de se tromper que les objectifs pour 2020 ne seront pas atteints.

En septembre 2015, la puissance éolienne installée en France était tout juste de 10 GW et ce exclusivement sur terre. Pour ce qui est de l'éolien en mer, six parcs d'environ 500 MW chacun ont été attribués par appels d'offres à différents consortiums, mais ils sont encore loin d'être construits. La production éolienne a couvert en moyenne 3,6 % de la consommation électrique française en 2014, ce qui en fait la deuxième

1. Les premiers moulins à vent dont on a des traces historiques remontent à la Perse du VII^e siècle, mais d'autres ont peut-être existé avant cela, notamment en Chine.

2. Chiffres moyens pour les éoliennes installées actuellement en France. D'après le *Panorama de l'électricité renouvelable 2014* (RTE et al., 2015).

3. La consommation finale considère l'énergie au stade de son utilisation par le consommateur. Elle comprend non seulement l'électricité mais aussi les produits pétroliers, gaz, charbon, bois, etc. utilisés comme carburants ou pour produire de la chaleur. La part des renouvelables était de 9,6 %, 12,3 % et 14,2 % respectivement en 2005, 2009 et 2013 (source : eurostat). Cet objectif a été monté à 32 % à l'horizon 2030 par la loi relative à la transition énergétique pour la croissance verte, adoptée en 2015.

source renouvelable d'électricité après l'hydraulique (couverture de 13,5 %). L'éolien n'est donc plus du tout négligeable dans le paysage énergétique français, mais il reste encore un grand pas à franchir si l'on veut atteindre les objectifs fixés en 2009.

On peut expliquer le fait que le rythme des installations n'a pas continué sur sa lancée par diverses causes conjoncturelles. Une première raison est le contexte administratif qui a vu les démarches s'alourdir au fil des années et les délais s'allonger à cause de l'inflation de la réglementation concernant l'installation de parcs éoliens et aussi à cause du nombre croissant de recours déposés par des lobbies antiéoliens. On peut aussi ajouter des incertitudes pour l'avenir avec par exemple la remise en question du tarif d'achat de l'électricité par EDF. L'autre raison est le contexte économique, surtout au début de la crise de 2008, où les industriels ont eu plus de difficulté à trouver des financements. C'est dans ce contexte déjà difficile que des inquiétudes sont apparues quant à la rentabilité des projets.

Les projets éoliens sont des opérations longues dans le temps (cf. figure 2) puisqu'à l'heure actuelle, avec la longueur des démarches administratives, il faut compter environ 10 ans entre le début des prospections sur un site et la construction du parc, et qu'ensuite les éoliennes produisent pendant plus de 20 ans. Les projets éoliens sont aussi de grosses opérations financières avec un investissement initial très lourd : typiquement de l'ordre de 12 millions d'euros pour un parc de 5 éoliennes de 2 MW. Le montage financier repose sur le potentiel qui est calculé avant l'installation des éoliennes à partir de mesures de vent réalisées sur le site. Le potentiel correspond à la production électrique moyenne estimée pour les années de fonctionnement du parc. Ce chiffre est utilisé pour calculer les revenus futurs générés par la vente de l'électricité, et donc la rentabilité finale du projet. Si les éoliennes une fois installées produisent moins que prévu, c'est toute la rentabilité du projet éolien qui est remise en question, surtout si ces écarts perdurent pendant les 20 ans d'exploitation du parc. Outre des revenus amoindris, la surestimation du potentiel est perçue comme un risque accru pour les investisseurs qui renoncent alors à investir dans de nouveaux projets, ou aug-

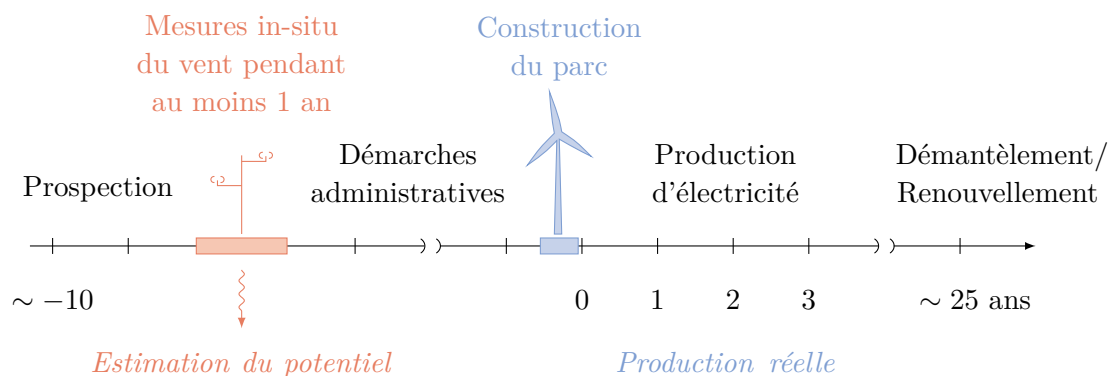


Figure 2 – Schéma de la vie d'un parc éolien

mentent les intérêts des prêteurs. Tout cela nuit au développement de la filière et c'est pourquoi il est crucial d'estimer correctement la ressource éolienne des sites.

Or ces dernières années, les industriels ont constaté une sous-production des fermes éoliennes existantes, allant jusqu'à des ordres de grandeur de 10 %. Il n'y a pas de chiffres officiels pour la France ou l'Europe, mais ce phénomène a été plus documenté sur l'Amérique du Nord. La figure 3 montre un biais négatif dans l'estimation du potentiel sur plus d'une centaine de parcs éoliens situés aux États-Unis et au Canada. La courbe pointillée indique la courbe de répartition attendue, centrée autour du potentiel estimé, avec une incertitude due aux erreurs dans l'estimation du potentiel et à la variabilité du vent. L'histogramme indique la répartition observée, décalée vers les valeurs de production inférieures au potentiel attendu : le biais médian pour l'ensemble de ces projets et années est de -7% .

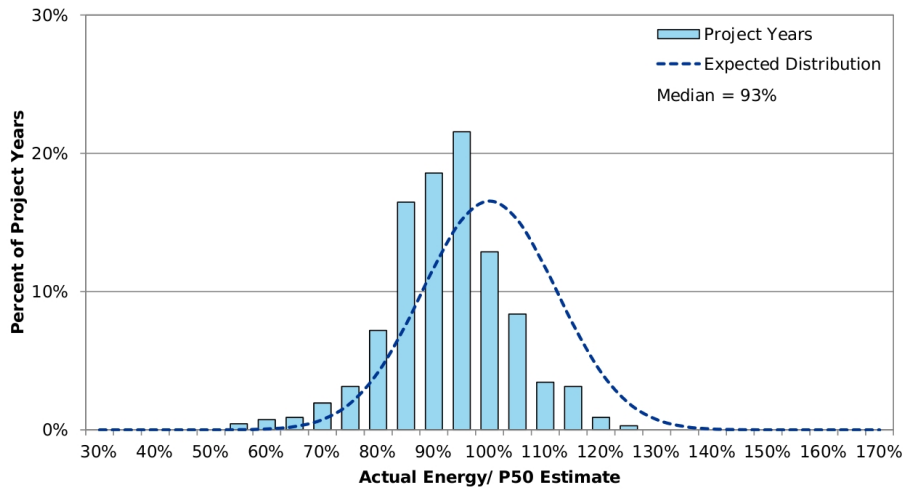


Figure 3 – Sous-performance des parcs éoliens : histogramme des ratios entre la production annuelle réelle et le potentiel estimé “P50”. Statistiques sur 139 parcs d’Amérique du Nord ayant commencé à produire entre 2001 et 2009, pour un total de 748 années de production ($\sim 5,4$ années par parc). Des corrections ont été apportées pour corriger l’effet de bridages non prévus lors de l’évaluation du potentiel. Figure tirée d’un rapport des experts de [DNV GL \(2014\)](#) (fig. 6-1).

Face à la sous-production constatée par les producteurs éoliens, deux questions se posent :

1. Les méthodes d’évaluation du potentiel sont-elles assez précises ou bien ont-elles tendance à surestimer le potentiel ?
2. Y a-t-il eu moins de vent ces dernières années ? La ressource éolienne est-elle en train de baisser de manière durable ? Et la variabilité interannuelle du vent est-elle bien prise en compte dans l’évaluation du potentiel ?

Ce sont sur ces deux aspects que porte cette thèse.

Dans la première partie je m'intéresse aux méthodes d'évaluation du potentiel. Je commence au chapitre 1 par la revue générale des méthodes employées actuellement dans l'industrie éolienne pour évaluer le potentiel éolien. Cette revue est complétée par l'étude plus poussée de deux points en particulier : les méthodes d'extrapolation du profil vertical du vent (chapitre 2) et la modélisation statistique des distributions de vent par la distribution de Weibull (chapitre 3).

Dans une seconde partie je m'intéresse à la variabilité interannuelle du vent en France sur vingt à soixante ans. La variabilité du vent, la circulation atmosphérique qui la pilote et la question des tendances sont présentées dans le chapitre 4 qui rassemble une revue de la littérature sur ces sujets. Après ce chapitre introductif, j'étudie dans le chapitre 5 la variabilité interannuelle à décennale du vent, et ses implications pour la méthode d'extrapolation temporelle du vent à long-terme présentée dans la première partie. Ensuite je présente dans le chapitre 6 une étude sur les tendances de vent en lien avec les saisons et avec la circulation atmosphérique à grande échelle. Enfin j'aborde la question de l'influence du changement climatique sur les ressources futures dans le chapitre 7.

En annexes sont regroupées des informations supplémentaires, notamment sur les données utilisées (annexe A) et sur quelques méthodes statistiques (annexe B).

Partie I

Méthodes d'évaluation du potentiel éolien

1		Revue des méthodes	9
2		Profil vertical du vent	31
3		Distribution de Weibull	49

Chapitre 1

Revue des méthodes

Sommaire

1.1.	Introduction	10
1.2.	Mesures du vent	13
1.3.	Extrapolation verticale	14
1.3.1.	Loi en puissance	14
1.3.2.	Loi en logarithme	15
1.3.3.	Perspectives	15
1.4.	Extrapolation temporelle	16
1.4.1.	Méthodes MCP	16
1.4.2.	Références long-terme	18
1.4.3.	Perspectives	19
1.5.	Extrapolation horizontale et sillage	20
1.6.	Modélisation statistique : distribution de Weibull	21
1.6.1.	Présentation	21
1.6.2.	Utilisation	22
1.6.3.	Méthodes d'ajustement	23
1.6.4.	Perspectives	24
1.7.	Courbe de puissance	25
1.8.	Pertes et incertitudes	28
1.9.	Conclusion	29

1.1 Introduction

Ce premier chapitre présente la revue des méthodes d'évaluation du potentiel actuellement utilisées dans l'industrie éolienne. Ces méthodes sont très diverses et varient selon les entreprises et selon les logiciels ou méthodes “maison” employées.

Pour cette revue, j'ai rencontré Simon Courret et Edouard Rol chez Éole Génération (maintenant GDF Suez Futures Énergies), et Philippe Alexandre chez la Compagnie du Vent (filiale de GDF Suez), qui m'ont expliqué les méthodes qu'ils utilisent. Je me suis aussi appuyée sur mes relations chez Maïa Eolis, avec Nicolas Girard et les ingénieurs “vent” de Maïa Eolis : Olivier Texier, Olivier Coupiac et Alban Mercier.

Cette revue s'appuie en outre sur les conclusions des ateliers de l'EWEA (European wind energy association) intitulés *Comparison of Resource and Energy Yield Assessment Procedures* (Mortensen et Jørgensen, 2011, 2013). Cet atelier, réalisé en 2011 et renouvelé un peu différemment en 2013, consistait à comparer sur un même cas d'étude, avec les mêmes données de base, les estimations du potentiel faites par différentes équipes volontaires (37 équipes en 2011, 60 en 2013). Cet atelier montre l'intérêt porté au sujet, non seulement en France mais dans le monde entier, et permet d'avoir un aperçu de tous les types de méthodes employées par ces différentes équipes.

La chaîne méthodologique pour évaluer le potentiel éolien d'un site est schématisée dans la figure 1.1. Dans ce schéma de principe la méthodologie est séparée en de nombreuses étapes ; mais dans la réalité, selon les cas, selon les logiciels utilisés (et la manière dont ils le sont), ces étapes ne sont pas toujours effectuées dans le même ordre, certaines peuvent être omises et plusieurs sont souvent regroupées.

Il existe divers logiciels pour aider à cette évaluation du potentiel, soit dans son ensemble, soit pour seulement certaines étapes. Les plus utilisés dans le monde sont WAsP¹ et windPRO².

La méthodologie d'évaluation commence par la mesure du vent sur le site considéré (cf. section 1.2). La relation entre le vent au niveau du moyeu de l'éolienne et la puissance délivrée par l'éolienne est donnée par la courbe de puissance. Mais le problème est que les mesures ne sont pas effectuées exactement au niveau du moyeu des futures éoliennes, c'est pourquoi le calcul du potentiel commence par plusieurs étapes d'extrapolations des mesures de vent initiales :

- L'*extrapolation verticale* prend en compte le fait que le mât de mesure est en général de hauteur inférieure à celle du moyeu des éoliennes (cf. section 1.3).
- L'*extrapolation temporelle* permet de prendre en compte le fait que les mesures, qui sont réalisées sur une période d'un an environ, ne sont pas forcément repré-

1. Wind Atlas Analysis and Application Program <http://www.wasp.dk/>

2. <http://www.emd.dk/WindPRO/>

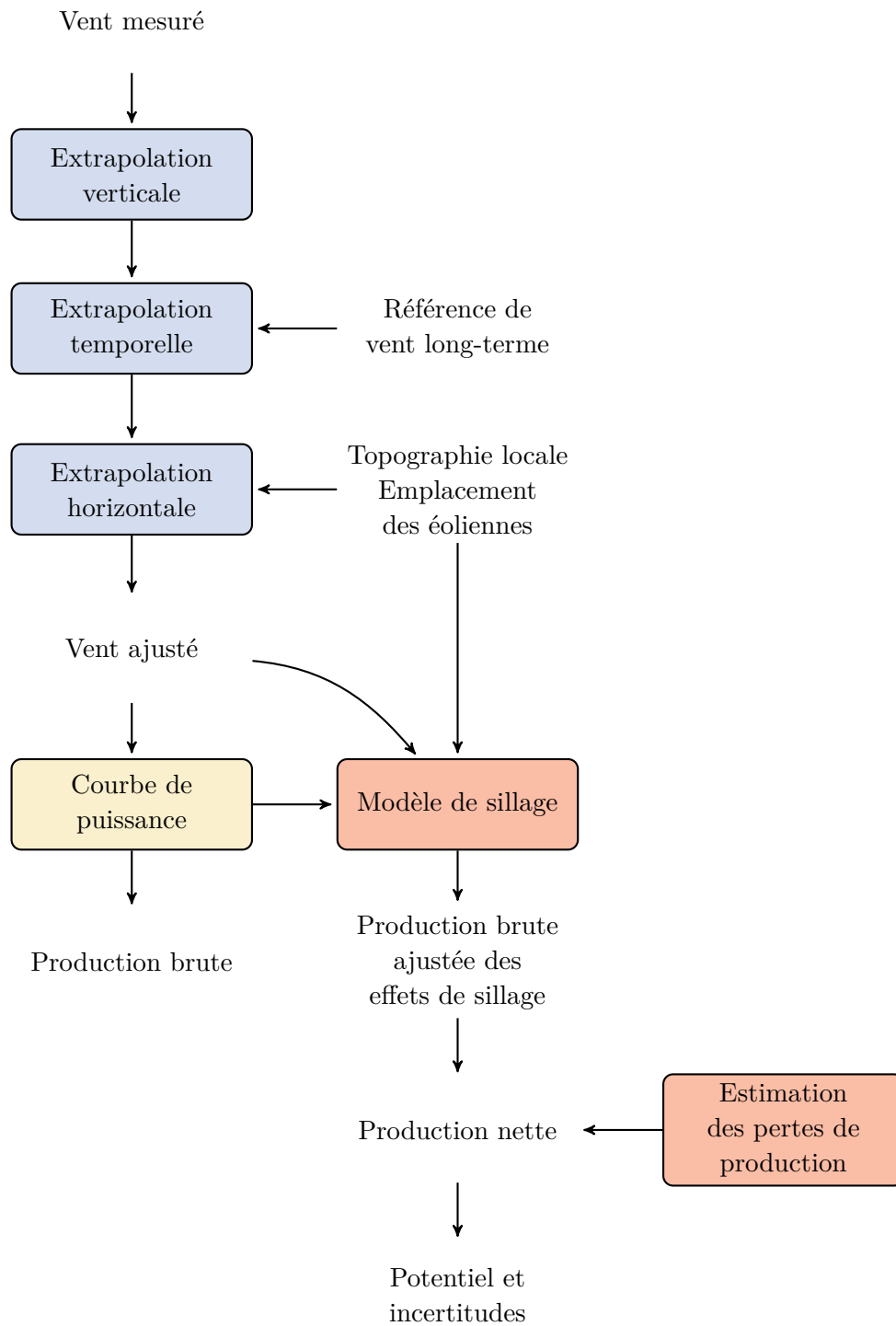


Figure 1.1 – Schéma de la chaîne méthodologique pour l'évaluation du potentiel éolien. En bleu les étapes d'extrapolation du vent mesuré, en jaune le calcul de production à partir du vent ainsi estimé, en rouge les étapes pour prendre en compte les pertes à retirer à la production brute.

sentatives d’une année moyenne, à cause de la variabilité interannuelle du vent. Pour cela on utilise un autre jeu de données de vent, disponible sur un grand nombre d’années pour un endroit proche du site, appelé “référence long-terme” (cf. section 1.4).

- L’*extrapolation horizontale* permet de prendre en compte le fait que les éoliennes ne seront pas placées à l’emplacement exact du mât mais à quelques dizaines ou centaines de mètres. Pour cela on s’appuie sur la topographie du site et les emplacements des futures éoliennes dans le parc (cf. section 1.5).

Durant ces étapes d’extrapolation du vent, la *distribution de Weibull* est très souvent utilisée pour modéliser la statistique des vitesses de vent (cf. section 1.6).

On obtient ainsi un vent estimé à la bonne hauteur, aux bons endroits, et tenant compte de la variabilité interannuelle du vent. La *courbe de puissance* des éoliennes permet alors de calculer la production brute pour ce vent (cf. section 1.7).

À cette production brute il faut retirer les *pertes* pour obtenir la production nette. Les premières pertes à retirer sont les pertes dues aux effets de sillage dans un parc, c’est-à-dire à la réduction du vent arrivant sur une éolienne à cause de la présence d’autres éoliennes en amont du flux. Ces pertes sont liées à la géométrie du parc, à la statistique de vent (avec une grande importance de la direction), et à la courbe de puissance des éoliennes.

Les autres pertes sont liées à l’activité de production et sont estimées par des pourcentages d’erreur standards (section 1.8).

1.2 Mesures du vent

L'évaluation du potentiel s'appuie sur les mesures de vent sur le site considéré. Cette étape est primordiale car la mesure in-situ est la seule manière d'évaluer correctement le vent de manière assez précise.

Les instruments de mesure du vent sont en général des anémomètres à coupelles couplés à des girouettes, ou bien des anémomètres à ultrason qui mesurent la vitesse du vent dans les trois dimensions (cf. annexe A.1.1). Ces instruments sont placés en hauteur grâce à un mât en treillis métallique. Diverses contraintes restreignent la hauteur des mâts utilisés :

- la complexité de l'installation et du démontage du mât, et de l'accès aux instruments pour leur entretien ou remplacement ;
- la signalisation visuelle imposée par la législation. Celle-ci est de plus en plus importante avec la hauteur et peut se révéler à la fois imposante en taille, modifiant alors l'écoulement du vent, et gourmande en énergie, nécessitant alors de relier le mât à un réseau électrique au lieu de l'alimenter par panneau solaire comme cela se fait habituellement ;
- le coût total.

C'est pourquoi les mâts ont souvent été limités à 40 m ou 50 m, mais aujourd'hui, les éoliennes sont de plus en plus hautes et, malgré les coûts importants que cela représente, les mâts actuels mesurent souvent 80 m. Les recommandations à ce sujet varient, par exemple, dans des documents récents, on trouve « la hauteur du mât devrait être égale à la hauteur de moyeu de l'éolienne proposée, ou au moins au 3/4 de cette hauteur » (IWEA, 2012), ou encore « un mât devrait être installé à une hauteur proche du moyeu (et à un minimum de 2/3 de la hauteur de moyeu) » (CEC, 2013).

Pour que les mesures soient de bonne qualité, il faut de bons instruments (incertitude faible sur la mesure) et une vérification régulière pour pallier rapidement les pannes d'instruments ou du système d'acquisition. Il est aussi nécessaire de disposer les instruments de façon à ce qu'ils ne se perturbent pas les uns les autres, et un peu écartés du mât avec un bras pour être le moins possible perturbés par le mât lui-même.

Ces mesures anémométriques peuvent être complétées à plus haute altitude par des instruments de télédétection atmosphérique : lidar ou sodar (cf. annexe A.1.2), mais en général seulement sur quelques mois par an en raison du coût élevé de ces appareils.

La durée des mesures est au minimum d'un an pour bien tenir compte de la variabilité saisonnière. Une première étude de potentiel peut être effectuée au bout d'un an, quitte à affiner les résultats plus tard, avec plus de données. Cependant, les mâts sont souvent démontés pour être réutilisés ailleurs et il est rare d'atteindre deux ans complets de données.

1.3 Extrapolation verticale

Le mât de mesure est souvent de hauteur inférieure à celle du moyeu des éoliennes qui seront installées. Une première étape est donc l'extrapolation verticale du vent : à partir des mesures de vent réalisées à plusieurs hauteurs le long du mât, on calcule la vitesse du vent, notée V , à hauteur de moyeu.

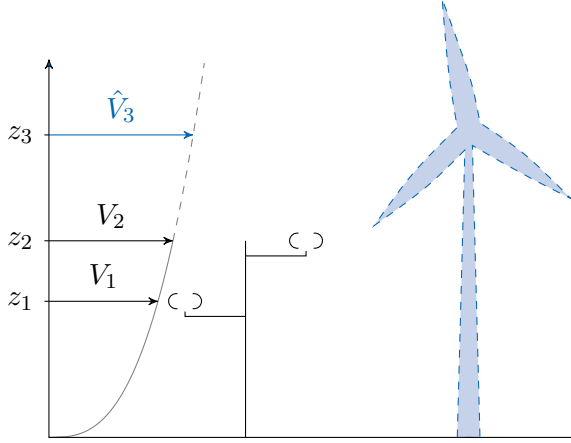


Figure 1.2 – Principe de l'extrapolation verticale : le mât de mesure permet de mesurer le vent V_1 et V_2 , aux altitudes z_1 et z_2 . Le profil mesuré est modélisé par une loi et extrapolé à la hauteur z_3 , hauteur du moyeu de l'éolienne.

Pour cela on utilise une loi censée représenter le profil vertical de vent. Les deux lois largement utilisées dans l'industrie éolienne sont la *loi en puissance*, empirique mais qui donne de bons résultats tout en étant très simple, et la *loi en logarithme*, issue de la théorie de la couche limite (on y reviendra au chapitre suivant, section 2.2). Les mesures permettent de calculer les paramètres qui ajustent au mieux le profil mesuré à la loi utilisée pour ensuite extrapoler. Ces deux lois sont détaillées ci-dessous.

1.3.1 Loi en puissance

L'expression de la loi en puissance est :

$$V(z) = cz^\alpha \quad (1.1)$$

En remaniant l'équation (1.1) pour deux hauteurs z_1 et z_2 , dont on connaît le vent, respectivement V_1 et V_2 , on peut calculer l'exposant α avec :

$$\alpha = \frac{\ln(\overline{V_2}) - \ln(\overline{V_1})}{\ln(z_2) - \ln(z_1)} \quad (1.2)$$

En général le calage de ces lois se fait sur le profil moyen de vent (moyenne sur toutes les données ou bien sur les données divisées en plusieurs catégories selon la direction de vent, la saison, le jour ou la nuit). C'est pourquoi l'équation ci-dessus dépend de $\overline{V_1}$ et $\overline{V_2}$, qui sont des moyennes de u_1 et u_2 .

On obtient ainsi un coefficient α moyen, qui permet d'extrapoler les mesures de la hauteur z_2 à la hauteur z_3 avec la formule :

$$\hat{V}_3 = V_2 \left(\frac{z_3}{z_2} \right)^\alpha \quad (1.3)$$

Cette loi peut aussi être utilisée quand on ne dispose de mesures qu'à une seule hauteur. C'est le cas des atlas éoliens réalisés à partir de données à 10 m. Dans ce cas, on choisit souvent 1/7 (ou 0,14) pour valeur de α .

1.3.2 Loi en logarithme

L'expression de la loi en logarithme est :

$$V(z) = \frac{V_\star}{0.4} \ln \left(\frac{z}{z_0} \right) \quad (1.4)$$

où les paramètres V_\star et z_0 ne dépendent pas de l'altitude. En remaniant cette équation pour deux hauteurs z_1 et z_2 on peut calculer le paramètre z_0 :

$$\ln(z_0) = \frac{\bar{V}_2 \ln(z_1) - \bar{V}_1 \ln(z_2)}{\bar{V}_2 - \bar{V}_1} \quad (1.5)$$

Puis extrapoler le vent de la hauteur z_2 à la hauteur z_3 :

$$\hat{V}_3 = V_2 \frac{\ln(z_3) - \ln(z_0)}{\ln(z_2) - \ln(z_0)} \quad (1.6)$$

avec les mêmes notations que précédemment.

L'extrapolation verticale peut aussi être réalisée avec le logiciel WAsP. Dans ce cas, il ne s'agit pas d'une simple formule, mais elle s'appuie aussi sur l'équation (1.4) qui représente le profil théorique du vent en conditions neutres de stabilité. WAsP utilise les mesures à une seule hauteur et aussi une carte locale de la rugosité, ainsi il connaît le paramètre z_0 en amont du mât pour chaque direction de vent. Il en déduit V_\star , la vitesse de friction, qui caractérise l'écoulement à plus haute altitude, non perturbé par la surface. Ensuite par le procédé inverse, il redescend du vent en altitude au vent proche de la surface à la hauteur et à l'emplacement désirés (*Petersen et al., 1998*, p. 29–30) Cette étape est réalisée en même temps que l'extrapolation horizontale (voir section 1.5).

1.3.3 Perspectives

Ces deux modèles sont très simples, surtout avec l'emploi généralisé de moyennes. Les ateliers de l'EWEA concluent que cette étape introduit peu de dispersion dans les cas particuliers de ces exercices où il n'y avait presque aucune extrapolation à faire, mais que cette étape peut être plus problématique dans le cas d'une extrapolation plus importante. Ce peut être le cas par exemple si le mât ne fait que 40 m mais que l'éolienne est installée à 80 m ou 90 m. Le profil vertical de vent et l'extrapolation des mesures seront étudiés dans le chapitre 2.

1.4 Extrapolation temporelle

Les mesures de vent sont réalisées en général sur un an, et ne tiennent donc pas compte de la variabilité interannuelle du vent. Si l'on ne corrige pas ces mesures et que l'année de mesures correspond à une année très ventée, alors on surestimera la production moyenne ; à l'inverse si l'année est peu ventée, on sous-estimera le potentiel du site. C'est ce que vise à corriger la méthode de l'extrapolation temporelle, aussi appelée "ajustement long-terme".

1.4.1 Méthodes MCP

Les méthodes employées sont appelées MCP pour mesure – corrélation – prédiction. Leur principe, résumé dans la figure 1.3, est d'établir une relation entre les mesures sur le site $V_{\text{site m}}$ et d'autres mesures de référence. La référence provient de mesures de vent effectuées non sur le site même mais sur un site proche, et disponibles sur typiquement 10 à 30 ans.

- à partir des mesures sur le site ($V_{\text{site m}}$) et des données de la référence restreintes à la même période que les mesures ($V_{\text{ref m}}$), on établit une relation g telle que $V_{\text{site m}} = g(V_{\text{ref m}})$.
- on applique cette relation à l'ensemble des données de la référence long-terme pour obtenir le vent prédit au long terme sur le site $\hat{V}_{\text{site}} = g(V_{\text{ref}})$.

De très nombreuses méthodes ont été utilisées, des plus simples au plus compliquées. On en détaille quelques-unes ci-après.

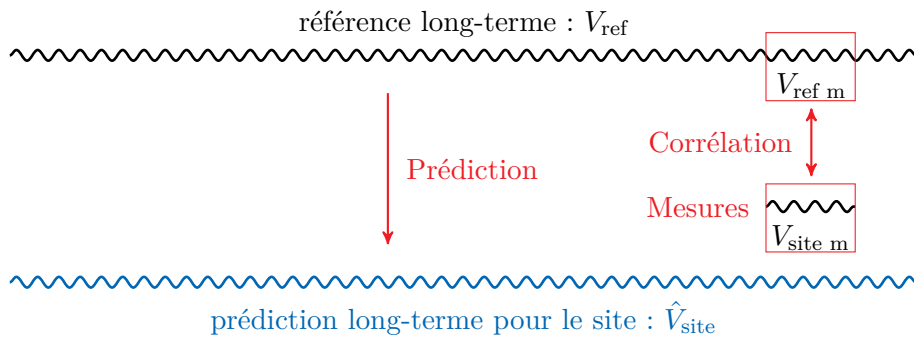


Figure 1.3 – Principe de l'extrapolation temporelle par les méthodes "mesure – corrélation – prédiction" (MCP). L'axe horizontal représente le temps.

a. Méthode de la régression linéaire. Il s'agit d'une régression linéaire simple :

$$\hat{V}_{\text{site}} = \beta_0 + \beta_1 V_{\text{ref}}$$

Les paramètres de la régression, estimés sur la période commune par la méthode des moindres carrés, sont :

$$\beta_1 = \frac{\text{cov}(V_{\text{site m}}, V_{\text{ref m}})}{\sigma^2(V_{\text{ref m}})} \quad \text{et} \quad \beta_0 = \bar{V}_{\text{site m}} - \beta_1 \bar{V}_{\text{ref m}}$$

Les paramètres de la régression prennent en compte la corrélation entre les deux séries via le terme de covariance. Il est important d'avoir une bonne corrélation horaire pour avoir de bons résultats. [Klintø et Langreder \(2013\)](#) recommandent de n'utiliser cette méthode que quand la corrélation horaire des deux séries est supérieure à 0,8.

Cette méthode donne de bons résultats pour le vent moyen mais déforme la distribution si les deux séries ne sont pas parfaitement corrélées. Les propriétés de la régression font que l'écart-type de la série extrapolée vérifie, sur la période des mesures :

$$\sigma(\hat{V}_{\text{site m}}) = \beta_1 \sigma(V_{\text{ref m}}) = \rho_m \sigma(V_{\text{site m}})$$

où ρ_m est le coefficient de corrélation entre les séries $V_{\text{ref m}}$ et $V_{\text{site m}}$.

Comme $\rho_m < 1$, cette relation montre bien que cette méthode diminue la variance de la série, ce qui déforme la distribution de vent en la resserrant par rapport à la réalité ([Perea et al., 2011](#); [Rogers et al., 2005a](#)). En particulier, en cas de modélisation par une distribution de Weibull (cf. section 1.6), le paramètre de forme prend une valeur bien supérieure à sa valeur réelle. Il en découle de mauvais résultats en terme d'énergie.

b. Méthode du rapport de variance. Pour pallier le problème de la diminution de variance par la régression linéaire, une autre méthode linéaire, nommée rapport de variance, a été définie par [Rogers et al. \(2005a\)](#).

Cette fois-ci les paramètres de la relation linéaire sont estimés par les caractéristiques statistiques de chaque série, la moyenne et l'écart-type σ , calculées sur la période commune. En revanche la corrélation entre les deux séries n'intervient pas.

$$\hat{V}_{\text{site}} = \bar{V}_{\text{site m}} + \frac{\sigma(\bar{V}_{\text{site m}})}{\sigma(\bar{V}_{\text{ref m}})} (V_{\text{ref}} - \bar{V}_{\text{ref m}})$$

Cette méthode peut générer des valeurs négatives, qui sont alors mises à zéro. Malgré sa simplicité, cette méthode donne de bons résultats qui préservent la distribution de vent ([Perea et al., 2011](#); [Rogers et al., 2005a](#)).

Voici aussi trois des méthodes implémentées dans le logiciel windPRO (les méthodes MCP de windPRO sont décrites dans [Thøgersen *et al.*, 2007](#)) :

c. *Linear regression.* Il s'agit d'une version améliorée de la méthode **a**.

$$\hat{V}_{\text{site}} = \beta_0 + \beta_1 V_{\text{ref}} + \epsilon$$

où ϵ est un terme aléatoire suivant une loi normale, qui vient pallier le problème de diminution de la variance.

Par conséquent, cette méthode donne de bien meilleurs résultats que la méthode **a**. De plus, dans windPRO, le modèle peut-être choisi linéaire comme dans l'équation ci-dessus, ou bien polynomial d'ordre 2 et avec ou sans constante β_0 (ordonnée à l'origine).

d. *Weibull scale.* Cette méthode applique une transformation linéaire aux paramètres A et k de la distribution de Weibull (cf. section 1.6) dans chaque secteur de vent (elle nécessite donc une bonne corrélation des directions). La transformation est :

$$\hat{A}_{\text{site}} = \frac{A_{\text{site m}}}{A_{\text{ref m}}} A_{\text{ref}}$$

et de même pour le paramètre k .

e. *Matrix.* La méthode matricielle est une méthode courante dont il existe de nombreuses implémentations, pas seulement celle de windPRO. Son principe est d'utiliser une matrice indexée par les données de vitesse et de direction de la référence long-terme, qui permette de passer de la référence au site. Pour chaque couple d'indices {vitesse, direction} sont calculés les écarts en vent et direction entre le site et la référence. Pour certains couples, il n'y a pas de données, les valeurs sont déterminées par des méthodes statistiques à partir du reste de la matrice.

1.4.2 Références long-terme

Données utilisées en référence

Traditionnellement, les données utilisées comme référence long-terme sont des mesures des stations Météo-France situées à proximité (en général tout de même à plusieurs dizaines, voire centaine de kilomètres). Cependant, les réanalyses³ sont de plus en plus utilisées par les industriels. L'inconvénient des réanalyses est leur résolution spatiale assez grossière, mais elles sont aujourd'hui de qualité suffisante pour bien représenter la climatologie du vent des sites étudiés. Les réanalyses les plus fines à ce jour sont

3. Explications sur les réanalyses en annexe A.5

les données MERRA, de résolution horizontale d'environ 50 km, et qui ont l'avantage comparativement aux autres réanalyses d'avoir une résolution temporelle horaire.

L'utilisation de réanalyses présente plusieurs avantages par rapport aux mesures des stations :

- on s'affranchit des problèmes de distance entre le site et les stations disponibles, et de savoir si ces stations sont bien représentatives du climat sur le site ;
- on s'affranchit des problèmes d'homogénéité des données dans le temps (mauvaises mesures, changement d'anémomètre, modification de l'environnement local de la station etc.) ;
- on dispose d'une série de plus de 30 ans.

Les analyses comparatives réalisées par les industriels montrent que les réanalyses à fine résolution donnent des résultats en moyenne meilleurs que les données de stations météorologiques.

Périodes

Il n'y a aucun consensus sur la période à choisir pour les données de références. Selon la disponibilité et l'homogénéité des données utilisées, la période peut être longue d'une dizaine à une trentaine d'années, elle peut inclure ou non les plus proches années.

Une autre question récurrente est la durée de la période commune aux observations et aux données de référence, c'est-à-dire de la période d'entraînement de la méthode MCP. Les études montrent qu'un an de mesures est nécessaire afin de prendre en compte la variabilité saisonnière, et suffisant pour diminuer fortement l'incertitude sur les résultats et qu'au delà d'un an il y a peu ou pas d'amélioration des résultats (Andersen, 2004; Faulkner, 2010; Rogers *et al.*, 2005a,b). Par contre, disposer de deux ans de mesures permet de mieux évaluer les méthodes MCP avant de les appliquer.

1.4.3 Perspectives

Les interrogations sont fortes sur l'extrapolation temporelle. Dans les ateliers de l'EWEA, cette étape introduit une grande dispersion et fait partie des points notés comme à améliorer. Ces méthodes soulèvent beaucoup de questions auprès des industriels : quelles données de référence utiliser et sur quelle période de temps ? Que font les logiciels utilisés ? Quelle est l'incertitude engendrée ? etc. Certains industriels préfèrent, sous certaines conditions, passer cette étape de peur qu'elle ne génère plus d'erreurs qu'elle n'est censée en résoudre.

Dans cette thèse, nous ne nous intéresserons pas tellement aux méthodes MCP elles-mêmes, qui sont implémentées de façons très diverses. En revanche la deuxième partie de la thèse tente de mieux caractériser la variabilité long-terme du vent et son influence pour l'ajustement long-terme (cf. section 5.3.4).

1.5 Extrapolation horizontale et sillage

L'extrapolation horizontale permet de prendre en compte le fait que les éoliennes ne seront pas installées à l'emplacement exact du mât de mesure mais à quelques dizaines ou centaines de mètres. On utilise des logiciels dédiés qui prennent en compte la topographie du site pour modéliser localement les flux autour du point de mesure.

Si les emplacements des éoliennes ne sont pas déjà entièrement définis par d'autres contraintes, cette étape sert aussi à tester différentes configurations pour le parc et ainsi à placer les éoliennes aux endroits les plus ventés, tout en minimisant le sillage des éoliennes les unes sur les autres.

De fait l'extrapolation horizontale n'est jamais réalisée seule ; elle est en général combinée aux étapes du calcul de la production brute et de la production ajustée des effets de sillage. On prend en compte les caractéristiques techniques des éoliennes (leur courbe de production) et leurs emplacements respectifs, afin de calculer la production énergétique en tenant compte du sillage. On obtient ainsi le chiffre de la production brute ajustée des effets de sillage.

Un des logiciels les plus utilisés pour cette étape est WAsP. On a déjà mentionné en section 1.3 le principe de fonctionnement de WAsP : ce logiciel utilise les caractéristiques de rugosité du terrain et les équations théoriques régissant le profil vertical du vent pour estimer le vent géostrophique, au-dessus de la couche limite, à partir des mesures à un endroit et une hauteur précise. Ensuite le procédé inverse permet de redescendre du vent géostrophique au vent proche de la surface, aux emplacements et hauteurs désirés. Les limites de cette méthode sont le fait que le site de mesure et le site étudié doivent être soumis au même régime de vent. En plus de la rugosité, WAsP modélise les obstacles et l'orographie, mais le terrain ne doit tout de même pas être trop complexe car il ne prend en compte aucun aspect non linéaire du flux de vent.

D'autres logiciels utilisés sont de véritables logiciels de mécanique des fluides numérique (CFD), comme par exemple le français Meteodyn⁴, ou le nouveau module CFD de WAsP. Une grille de quelques kilomètres de côté autour du parc est créée, et on y résout les équations de la dynamique des fluides (conservation de la masse et de la quantité de mouvement). L'écoulement dans le parc est modélisé pour chaque direction ou pour chaque couple {force, direction} de vent (par intervalles), pour obtenir le vent en tout point de la grille. Les calculs peuvent être assez longs mais sont en théorie plus précis, notamment dans les cas de terrains complexes, en montagne.

La modélisation du flux et des effets de sillage est un sujet très complexe qui dépasse largement le cadre de cette thèse. On n'abordera donc pas plus ce sujet.

4. Meteodyn WT : <http://meteodyn.com/>

1.6 Modélisation statistique : distribution de Weibull

Dans les étapes d'extrapolation du vent, on ne garde pas toujours la série temporelle observée. Souvent, sa distribution est modélisée par la distribution de Weibull.

1.6.1 Présentation

La distribution de Weibull est une distribution statistique qui dépend de deux paramètres (strictement positifs) :

- A , le facteur d'échelle (*scale parameter*), qui est proche du vent moyen,
- k , le facteur de forme (*shape parameter*).

Des exemples pour différents paramètres sont tracés dans la figure 1.4. Dans le cas particulier où $k = 2$, il s'agit d'une distribution de Rayleigh.

La densité de probabilité (en anglais : *probability density function*, *PDF*) en fonction de la vitesse du vent V , s'écrit :

$$p(V) = \frac{k}{A} \left(\frac{V}{A} \right)^{k-1} \exp \left[- \left(\frac{V}{A} \right)^k \right] \quad (1.7)$$

La fonction de répartition (en anglais : *cumulative distribution function*, *CDF*) est :

$$F(V) = 1 - \exp \left[- \left(\frac{V}{A} \right)^k \right] \quad (1.8)$$

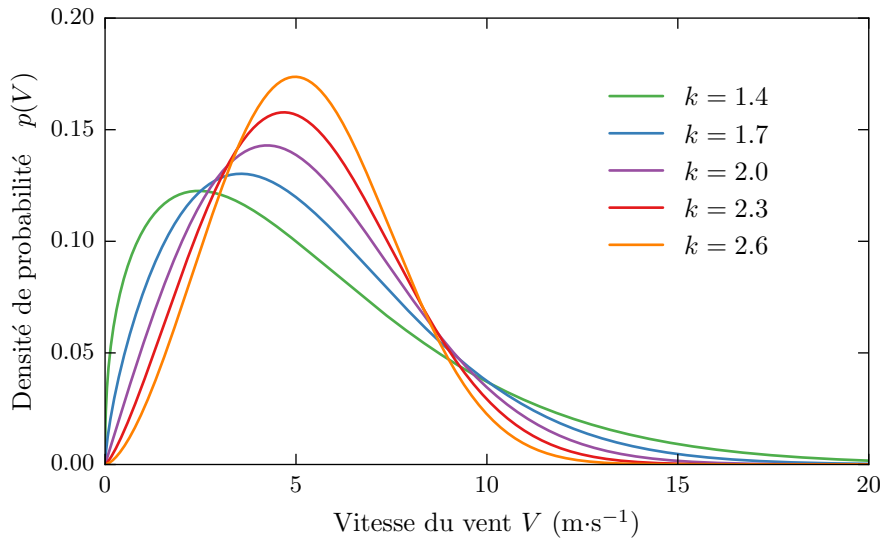


Figure 1.4 – Exemples de distributions de Weibull pour le paramètre d'échelle $A = 6 \text{ m.s}^{-1}$ et différents paramètres de forme k entre 1,4 et 2,6.

Cette distribution est très pratique parce que ses deux paramètres sont facilement déterminés et qu'il y a des expressions analytiques simples pour toutes ses caractéristiques (cf. tableau 1.1).

Tableau 1.1 – Expressions analytiques des moments de la distribution de Weibull. Γ est la fonction Gamma définie par $\Gamma(x) = \int_0^\infty e^{-t} t^{x-1} dt$.

Moyenne	$\bar{V} = A \Gamma\left(1 + \frac{1}{k}\right)$
Variance	$\sigma^2(V) = A^2 \left[\Gamma\left(1 + \frac{2}{k}\right) - \Gamma^2\left(1 + \frac{1}{k}\right) \right]$
Moment d'ordre n	$\overline{V^n} = A^n \Gamma\left(1 + \frac{n}{k}\right)$

1.6.2 Utilisation

Utilisée pour les applications éoliennes depuis la fin des années 1970 (par ex. [Justus et al., 1976](#)), la distribution de Weibull s'est rapidement imposée jusqu'à être maintenant largement utilisée par les industriels et être l'unique distribution implémentée dans tous les logiciels éoliens.

Beaucoup d'autres distributions ont été proposées et utilisées pour représenter la statistique du vent (voir la revue de [Carta et al., 2009](#)). Historiquement elle a été modélisée notamment par les distributions log-normale, Gamma, Beta, mais celle de Weibull a été jugée plus adaptée et s'est démocratisée. La distribution de Rayleigh a aussi été utilisée parallèlement à la Weibull, surtout dans les cas où il était plus simple d'avoir un seul paramètre, mais elle est moins flexible que la Weibull, donc moins performante, et a laissé place à la Weibull. Plus récemment de nouvelles distributions plus compliquées, souvent mixtes, ont été proposées. Mais la distribution de Weibull est tellement ancrée dans les mentalités qu'il est maintenant difficile de la remettre en question.

Dans les atlas éoliens achetés par les industriels qui veulent une première idée du vent dans une région, ce sont en général les paramètres A et k du vent à une certaine hauteur qui sont donnés.

Dans WASP, par défaut, la série de vent est divisée en 12 secteurs directionnels de 30° et, pour chaque secteur, une distribution de Weibull est ajustée aux observations. Ensuite c'est uniquement la distribution de Weibull qui est utilisée pour tous les calculs et plus jamais la série de vent. Dans les autres logiciels la distribution peut être utilisée, mais pas forcément obligatoire comme dans WASP.

1.6.3 Méthodes d'ajustement

Le calcul des paramètres A et k , c'est-à-dire l'ajustement de la distribution de Weibull à une série d'observations (série de longueur n , notée $(V_i)_{i=1}^n$) peut se faire par beaucoup de méthodes. On détaille ici trois méthodes parmi les plus courantes.

La méthode du maximum de vraisemblance (*maximum likelihood estimation, MLE*), non spécifique à la distribution de Weibull, détermine la distribution dont la forme s'approche le plus de la distribution observée. Cette méthode maximise le terme de vraisemblance $\ln[p(V)]$ par rapport aux paramètres, soit :

$$\frac{\partial \ln[p(V)]}{\partial A} = 0 \quad ; \quad \frac{\partial \ln[p(V)]}{\partial k} = 0$$

Cette méthode revient à résoudre les équations suivantes (cf. [Cohen, 1965](#)) :

$$k = \left(\frac{\sum_{i=1}^n V_i^k \ln(V_i)}{\sum_{i=1}^n V_i^k} - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \ln(V_i) \right)^{-1} \quad (1.9)$$

$$A = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n u_i^k \right)^{1/k} \quad (1.10)$$

L'équation (1.9) est résolue de façon itérative pour trouver la valeur de k , qui permet ensuite de calculer explicitement A avec l'équation (1.10).

La méthode des moments consiste à ajuster les paramètres de la distribution en fonction des valeurs de ses moments (donnés dans le tableau 1.1). La méthode des moments n'est pas spécifique à la distribution de Weibull ni à l'éolien, et en général les moments utilisés sont la moyenne et la variance de la distribution, ou bien la moyenne et la moyenne du carré. Cependant dans l'industrie éolienne, on utilise plutôt la moyenne et le contenu en énergie, c'est-à-dire la moyenne du cube de la vitesse. En remaniant les deux équations pour \bar{V} et \bar{V}^3 , on obtient le système :

$$\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n V_i \right)^3 \Gamma\left(1 + \frac{3}{k}\right) - \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n V_i^3 \right) \Gamma^3\left(1 + \frac{1}{k}\right) = 0 \quad (1.11)$$

$$A = \left(\frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n V_i^3}{\Gamma\left(1 + \frac{3}{k}\right)} \right)^{1/3} \quad (1.12)$$

L'équation (1.11) est résolue de façon itérative puis A est calculé avec l'équation (1.12) et la valeur de k trouvée.

La méthode de WAsP est une variation de la méthode des moments : elle fait intervenir toujours u^3 et non pas la moyenne mais la probabilité des vents supérieurs à la moyenne, notée $\hat{p} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{1}\{V_i > \bar{V}\}$ (Pryor *et al.*, 2004). Il en résulte l'équation :

$$\ln(-\ln(\hat{p})) - k \left[\ln\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n V_i\right) - \frac{1}{3} \ln\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n V_i^3\right) + \frac{1}{3} \Gamma\left(1 + \frac{3}{k}\right) \right] = 0 \quad (1.13)$$

Cette équation (1.13) est résolue de façon itérative pour déterminer k puis, de même qu'avec la méthode des moments, A est calculé avec l'équation (1.12).

Les études qui comparent différentes méthodes d'ajustement de la distribution de Weibull montrent que les résultats, notamment l'énergie finale, peuvent changer significativement selon la méthode employée (par ex. Akdağ et Dinler, 2009; Carta *et al.*, 2009; Chang, 2011; Pryor *et al.*, 2004).

1.6.4 Perspectives

Malgré son utilisation généralisée dans l'industrie éolienne, la distribution de Weibull est empirique et ne repose sur aucune base théorique. Voici par exemple comment les chercheurs du Risø justifient l'emploi de la distribution de Weibull dans l'Atlas Éolien Européen (et donc WAsP qui utilise la méthode développée pour l'Atlas) (Petersen *et al.*, 1998, p. 28–29) :

One of the assumptions used in the development of the wind atlas method was that the distribution of wind speeds is well approximated by the Weibull distribution function. Several investigations before the Atlas had hinted at this, and the general experience today is that well-measured data at locations with moderate to high winds can almost always be approximated by the Weibull function. [...] More than 6000 wind turbines operating in Denmark and Germany have been sited using this method; hence there is an immense amount of experience behind its use.

La justification est bien mince. La réalité est que la distribution de Weibull était très pratique pour simplifier les calculs dans les années 1980–90 où l'on ne disposait pas des puissances de calcul actuelles. Aujourd'hui il est peut-être préférable de considérer les séries de vent mesuré plutôt que de les modéliser. On peut à juste titre se demander si la distribution de Weibull est réellement adaptée pour représenter les distributions de vent sous différents climats (en particulier hors du Danemark, et à des endroits moins ventés), et quelles sont les erreurs qui peuvent être engendrées par cette hypothèse dans le calcul du potentiel. Ces questions sont abordées dans le chapitre 3.

1.7 Courbe de puissance

Courbes de puissance théoriques

La courbe de puissance d'une éolienne est la fonction qui donne la puissance délivrée par la machine en fonction de la vitesse du vent V au niveau du centre de son rotor (c'est-à-dire son moyeu). Son expression est :

$$\mathcal{P}(V) = \frac{1}{2} \rho A c_p(V) V^3 \quad (1.14)$$

où \mathcal{P} est la puissance délivrée en W,
 ρ est la densité de l'air en $\text{kg}\cdot\text{m}^{-3}$,
 A est l'aire balayée par le rotor (πR^2 pour une éolienne de rayon R) en m^2 ,
 c_p est le facteur de puissance (*power coefficient*), caractéristique de l'éolienne.

Le facteur de puissance correspond à la proportion de l'énergie contenue dans le vent incident que l'éolienne est capable d'extraire. Sa valeur maximale théorique est $16/27$ soit environ 0,59. C'est ce qu'on appelle la limite de Betz et cela correspond au fait que l'éolienne ne peut pas complètement "arrêter" le vent. Dans la réalité, cette valeur n'est jamais atteinte, d'une part parce que le calcul de la limite de Betz est simplifié et ne prend pas en compte toutes les contraintes, d'autre part parce que les éoliennes ne sont pas efficaces à 100 %. Le facteur de puissance varie avec la vitesse et atteint, à son maximum, environ 0,45 (voir la revue des caractéristiques des éoliennes par [Carrillo et al., 2013](#)). La figure 1.5 donne un exemple d'une courbe de puissance théorique et du facteur de puissance correspondant, pour une éolienne Vestas V90–2.0MW (90 m de diamètre et 2 MW de puissance nominale).

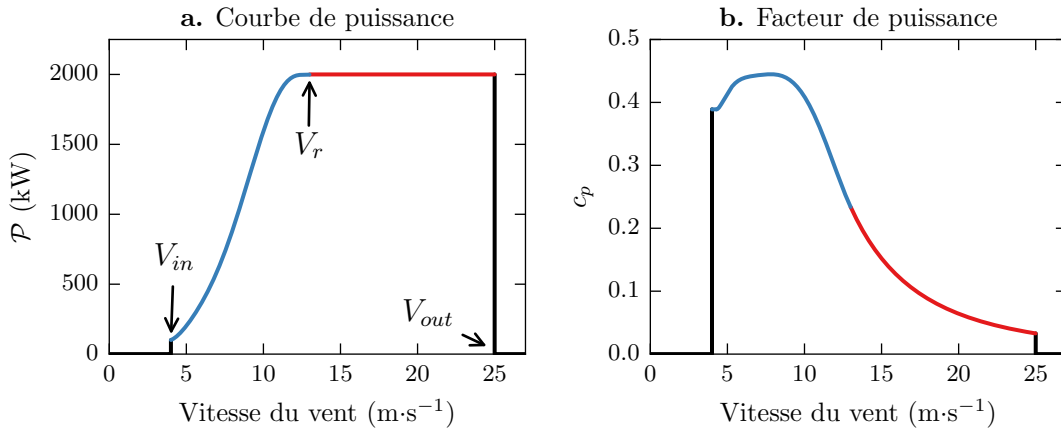


Figure 1.5 – Exemple d'une éolienne Vestas V90–2.0MW : **a.** puissance \mathcal{P} , **b.** facteur de puissance c_p . Pour une meilleure visibilité, les couleurs correspondent aux différentes parties de la courbe de puissance : rampe en bleu entre les vitesses "cut-in" V_{in} et nominale V_r ; puissance nominale en rouge entre les vitesses nominale et "cut-out" V_{out} .

L'expression mathématique d'une courbe de puissance peut être :

$$\mathcal{P}(V) = \begin{cases} 0 & \text{si } V < V_{in} \\ a(V) & \text{si } V_{in} \leq V < V_r \\ P_r & \text{si } V_r \leq V \leq V_{out} \\ 0 & \text{si } V > V_{out} \end{cases} \quad (1.15)$$

où, dans le cas de la courbe de la figure 1.5a :

- $P_r = 2$ MW est la puissance nominale (la puissance installée de l'éolienne).
- $a(V)$ est un polynôme de degré 6 interpolé à partir des valeurs de puissance données par pas de $1 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ par le constructeur :

$$a(V) = a_0 + a_1V + a_2V^2 + a_3V^3 + a_4V^4 + a_5V^5 + a_6V^6$$

et dont les paramètres sont : $a_0 = 45.49$, $a_1 = -2.188 \cdot 10^3$, $a_2 = 4.181 \cdot 10^4$, $a_3 = -4.0894 \cdot 10^5$, $a_4 = 2.2000 \cdot 10^6$, $a_5 = -6.1086 \cdot 10^6$, $a_6 = 6.8576 \cdot 10^6$

L'éolienne ne produit rien, la courbe de puissance est nulle :

- quand le vent est trop faible, c'est-à-dire en dessous de V_{in} , la vitesse de démarrage ou "cut-in", qui est typiquement de $4 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$,
- quand le vent est trop fort, au-dessus de V_{out} la vitesse de coupure "cut-out", qui est typiquement de $25 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$, au-delà de laquelle les pales de l'éolienne sont tournées hors du vent par mesure de sécurité.

Entre "cut-in" et "cut-out", la courbe de puissance est :

- une rampe jusqu'à la vitesse nominale V_r (typiquement $12 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$)
- constante à partir de la vitesse nominale et jusqu'à la vitesse de coupure. L'éolienne produit alors sa puissance nominale P_r , typiquement 2 MW.

Courbes de puissance réelles

Les courbes de puissances fournies par les constructeurs d'éoliennes correspondent à des conditions standard qui sont rarement rencontrées dans la réalité.

La densité de l'air, ρ , dépend de la température et de la pression. Les courbes des constructeurs sont données pour la valeur standard de $1,225 \text{ kg}\cdot\text{m}^{-3}$ qui correspond à 15°C pour la pression au niveau de la mer. Mais dans la réalité, la densité varie dans le temps et peut être bien inférieure, surtout en altitude.

Les courbes sont aussi données pour une certaine classe de turbulence. Là aussi la turbulence varie et des niveaux de turbulence plus élevés ont tendance à réduire les performances.

Par conséquent, les courbes de puissance observées par les industriels dans les parcs en fonctionnement diffèrent de la théorie, et présentent une grande dispersion autour

d'une courbe moyenne. C'est pourquoi est apparue toute une littérature sur la modélisation des courbes de puissance observées, avec des méthodes très diverses, du simple polynôme ajusté à la courbe moyenne observée, à des méthodes non paramétriques comme les réseaux de neurones (voir la revue de [Lydia et al. \(2014\)](#) à ce propos).

Utilisation de la vitesse à hauteur de moyeu

La dispersion de la production observée par rapport à la courbe théorique est aussi due à l'utilisation de la vitesse à hauteur de moyeu pour représenter l'énergie disponible sur l'ensemble du rotor. C'est un standard international, norme de la commission électrotechnique internationale (IEC 61400-12-1 : *Power performance measurements of electricity producing wind*) mais qui devient problématique vu le diamètre croissant et la hauteur croissante des éoliennes.

En effet le gradient vertical de vent varie dans le temps et à une même vitesse au moyeu peuvent correspondre énormément de profils de vent différents, donc différentes énergies intégrées sur tout le rotor, et différentes productions. Ce problème a été étudié notamment par [Wagner et al. \(2009, 2011\)](#) qui ont développé des méthodes prenant en compte des mesures à différentes altitudes le long du rotor, au lieu de la seule vitesse au moyeu, pour calculer la puissance.

Avec l'accroissement du diamètre, l'hypothèse que la vitesse au moyeu correspond à la moyenne sur tout le rotor ne tient plus. En particulier dans le cas commun où le gradient de vent diminue avec l'altitude, la vitesse au niveau du moyeu est supérieure à la vitesse moyenne sur l'aire balayée par l'éolienne. Cette question est soulignée par [Sumner et Masson \(2006\)](#) qui trouve une surestimation en puissance de 4,5 % du fait de l'utilisation de la vitesse au niveau du moyeu, pour une éolienne donnée et une méthode particulière.

Le problème ne vient pas seulement du gradient de vitesse mais aussi du gradient de direction dû à la rotation des vents avec l'altitude : l'éolienne se tourne face au vent mesuré par son anémomètre, qui est situé sur la nacelle, au niveau du moyeu ; si la direction varie beaucoup en altitude le vent a une mauvaise incidence sur une grosse partie des pales, ce qui réduit les performances.

Enfin les éoliennes montant de plus en plus haut, font qu'elles sortent de la couche limite, ce qui rend plus incertain le profil vertical. En particulier elles peuvent être touchées par des jets nocturnes de basse altitude ([Antonioni et al., 2009](#)).

Globalement on peut penser au vu de cette revue que l'utilisation de la courbe de puissance théorique fournie par le constructeur aura tendance à surestimer le potentiel. Ces aspects ne seront pas plus étudiés dans la thèse.

1.8 Pertes et incertitudes

Pertes de production

Les pertes dues au sillage ont déjà été retirées lors de la modélisation du flux, mais il faut aussi prendre en compte les pertes liées à l'activité de production. Elles sont dues notamment :

- aux indisponibilités :
 - arrêts planifiés pour la maintenance des éoliennes,
 - arrêts non planifiés à cause de pannes sur une éolienne ou à cause d'une indisponibilité du réseau électrique ;
- aux pertes électriques (transformateur, câbles etc.) ;
- aux mauvaises performances de l'éolienne par rapport à la courbe de puissance théorique dues au vieillissement des pales (par exemple la saleté sur les pales modifie la rugosité et donc l'écoulement du vent autour des pales),
- aux pertes liées à l'environnement comme :
 - arrêts ou mauvaises performances des machines à cause du gel,
 - bridages éventuels des machines (c'est-à-dire limitation de la vitesse des pales et donc de la puissance) dans certaines conditions météorologiques et/ou à certaines heures pour respecter les normes concernant notamment le bruit émergent des éoliennes, les effets d'ombres portées ou la protection des chauves-souris.

Toutes ces pertes sont estimées par des pourcentages standards en fonction de la production brute et retirées pour obtenir la production nette, c'est-à-dire le potentiel éolien du site.

Incertitudes et risque

La production nette obtenue par les calculs est considérée comme la médiane des résultats possibles et est appelée P_{50} . Le risque au sens économique est évalué par les incertitudes sur cette valeur du potentiel. Les incertitudes portent sur :

- le vent (sur la mesure elle-même et sur chacune des étapes d'extrapolation),
- l'estimation des pertes de production (détaillée ci-dessus).

Elles sont estimées, globalement ou pour chaque étape, par des pourcentages (en général standards). L'incertitude totale en fraction de la production est notée σ et on suppose que la distribution des productions est gaussienne avec un écart-type égal à σ . Alors l'expression de P_{90} , production qu'on est sûr à 90 % de dépasser, est donnée par :

$$P_{90} = P_{50} (1 - 1.28 \sigma). \quad (1.16)$$

1.9 Conclusion

La revue de la méthodologie employée pour estimer le potentiel éolien montre que les méthodes sont très diverses selon les industriels et qu'elles comportent beaucoup d'étapes pour estimer le vent au niveau des éoliennes puis calculer la production et enfin les pertes. Chaque étape fait intervenir des modélisations ou des approximations et est donc susceptible d'introduire des erreurs dans le calcul.

Les points qui posent particulièrement problème sont les méthodes utilisées pour estimer le vent par des extrapolations verticales, horizontales et temporelles du vent mesuré sur le site. En effet tout le calcul du productible repose sur ce vent estimé à l'issue de ces étapes d'extrapolation, or de faibles erreurs sur le vent peuvent avoir un gros impact pour le calcul de la production. Comme l'énergie est liée au cube de la vitesse mais que la courbe de puissance n'est pas linéaire, les erreurs sur le vent sont multipliées par un facteur compris entre 1,5 (pour un site très venté) et 3 (pour un site peu venté) quand on passe en production.

Nous continuons cette partie avec l'étude de deux points en particulier :

- l'étude du profil vertical de vent et des incertitudes liées à l'extrapolation verticale des mesures dans le chapitre 2.
- l'étude de la distribution de Weibull pour représenter la statistique des vitesses de vent sur le site et les incertitudes liées à cette modélisation dans le chapitre 3.

La question de la ressource elle-même et de sa variabilité long terme sera ensuite abordée dans la seconde partie de la thèse.

Chapitre 2

Profil vertical du vent

Sommaire

2.1.	Introduction	32
2.2.	Théorie de la couche limite	33
2.2.1.	La couche limite atmosphérique	33
2.2.2.	La turbulence	33
2.2.3.	Le profil vertical du vent dans la couche de surface	34
2.3.	Observations de profils verticaux du vent	37
2.3.1.	Données	37
2.3.2.	Cycle diurne du profil vertical de vent	37
2.3.3.	Limites des lois utilisées pour l'extrapolation	39
2.4.	Erreurs dues à l'extrapolation verticale	42
2.4.1.	Méthodes	42
2.4.2.	Influences de la loi utilisée et des hauteurs	43
2.4.3.	Influence des moyennes sur la loi en puissance	44
2.5.	Conclusion	45
2.A.	Figures supplémentaires	46
2.A.1.	Cycles diurnes en hiver	46
2.A.2.	Cycles diurnes en été	47

2.1 Introduction

Nous avons vu dans la section 1.3 les deux lois qui sont utilisées couramment pour extrapoler les vitesses de vent sur la verticale. Dans ce chapitre on s'intéresse plus précisément au profil vertical du vent pour comprendre si ces méthodes sont ou non trop simplistes et si elles peuvent engendrer des erreurs dans le calcul du potentiel.

À première vue, le fait d'utiliser des moyennes, de calculer les paramètres de ces lois sur un profil moyen semble problématique car le profil vertical du vent varie grandement à diverses échelles temporelles. Par exemple [Bartholy et Radics \(2005\)](#) ont analysé la structure verticale du vent à partir de huit années de mesures à 10, 48, 82 et 115 mètres grâce à un haut mât sur le site rural de Hegyhátsál (Hongrie). On voit que le gradient vertical de vent varie énormément entre le jour et la nuit.

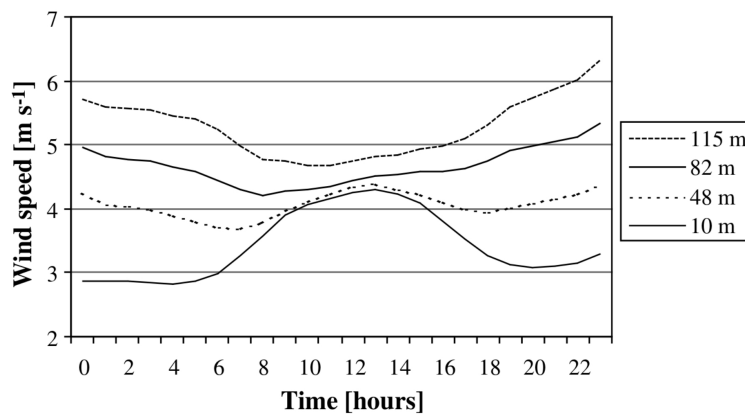


Figure 2.1 – Cycle diurne du vent à différentes hauteurs sur le site de Hegyhátsál (Hongrie), tiré de [Bartholy et Radics \(2005\)](#).

Dans ce chapitre, je commence par décrire la théorie de la couche limite atmosphérique et les équations qui y régissent le gradient vertical du vent (section 2.2). Ensuite j'utilise des observations de vent à différentes hauteurs sur trois sites, pour analyser la variabilité intra-journalière et intra-annuelle du profil vertical du vent (section 2.3). Enfin j'évalue les erreurs liées à l'utilisation de ces modélisations du profil de vent (section 2.4).

2.2 Théorie de la couche limite

Dans cette partie on note u le vent. Dans les équations, le vent a trois composantes spatiales : u , v et w . Cependant, on s'intéresse ici uniquement au vent horizontal (on ne s'intéresse pas à w) et, à un changement de référentiel près, on peut associer ce vent horizontal à la seule composante u .

2.2.1 La couche limite atmosphérique

On appelle couche limite atmosphérique (CLA) la couche la plus basse dans l'atmosphère. Sa hauteur varie beaucoup spatio-temporellement mais elle s'étend en général jusqu'à 1 à 1,5 km au-dessus de la surface. C'est le lieu des échanges d'énergie (quantité de mouvement et chaleur), d'humidité et de matière entre la surface de la Terre et l'atmosphère libre au-dessus.

Au sein de la CLA, on trouve d'abord la couche de surface, qui occupe les 5 à 10 % inférieurs (soit en général une hauteur d'environ 100 m). Dans cette couche, l'influence de la surface est particulièrement importante et le gradient vertical de vent y est très fort. On y néglige les forces de pression et de Coriolis.

Au-dessus de cette couche de surface on trouve la couche limite d'Ekman, dans laquelle le vent augmente en force et tourne en direction jusqu'à atteindre approximativement, en haut de la CLA, la force et la direction du vent géostrophique (vent correspondant à l'équilibre des gradients horizontaux de pression et de la force de Coriolis).

2.2.2 La turbulence

Dans l'atmosphère, le nombre de Reynolds est toujours très grand, les écoulements d'air sont donc turbulents. Les mouvements dus à la turbulence sont des variations très rapides autour d'un état moyen et, pour simplifier les équations, chaque grandeur a est décomposée sous la forme $a = \bar{a} + a'$, où \bar{a} est sa valeur moyenne et a' la fluctuation instantanée autour de cette moyenne ($\overline{a'} = 0$).

Un spectre de puissance du vent (cf. figure 2.2) fait apparaître un maximum local autour de 1 minute : c'est l'échelle caractéristique des variations dues à la turbulence. Le spectre présente aussi un minimum autour de 20 minutes (entre 5 minutes et quelques heures) : c'est à cette échelle qu'on peut moyenner pour garder l'évolution du système sans tenir compte de la variabilité très haute fréquence due à la turbulence. Dans la pratique, les mesures des anémomètres ou autres instruments de mesure du vent sont stockées sous la forme de moyennes sur 10 minutes (parfois 5 ou 20 minutes) cela correspond donc à \bar{u} . On peut aussi utiliser des moyennes horaires, qui feront aussi abstraction de la turbulence, de manière non équivalente aux moyennes sur 10 minutes mais assez semblable.

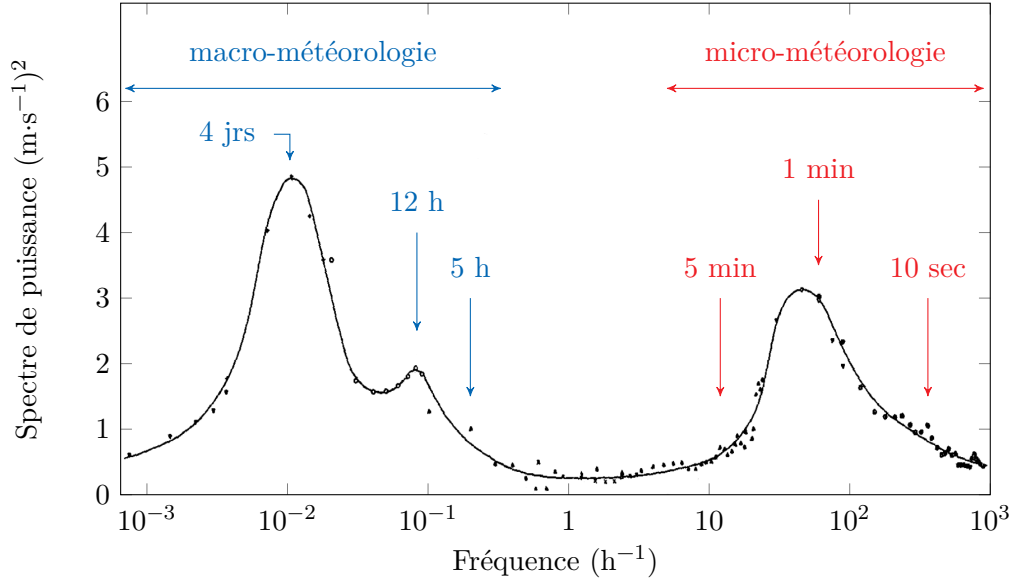


Figure 2.2 – Densité spectrale de puissance du vent, tiré de **Van der Hoven (1957)** et annoté en couleurs.

2.2.3 Le profil vertical du vent dans la couche de surface

Conditions neutres

L'écoulement dans la couche de surface est forcé mécaniquement par l'écoulement libre au-dessus et par le terrain à la surface. En l'absence d'autre forçage (s'il n'y a pas du tout d'autre forçage, ou s'il est négligeable par rapport au forçage mécanique, par exemple dans une situation de très fort vent), on est dans une situation de stratification dite **neutre**. Dans ce cas, le vent suit un profil vertical fonction du logarithme de l'altitude z :

$$\bar{u}(z) = \frac{u_*}{\kappa} \ln \left(\frac{z}{z_0} \right) \quad (2.1)$$

où u_* est la vitesse de friction, définie par $u_*^2 = -\overline{u'w'}$, constante avec l'altitude

κ est la constante de von Kármán, évaluée à environ 0,4

z_0 est la longueur de rugosité aérodynamique

Cette équation découle de l'application de la théorie de similitude de Monin et Obukhov dans la couche de surface (**Stull, 1988**, p. 376). On voit qu'elle dépend uniquement des paramètres u_* et z_0 qui caractérisent le forçage mécanique (respectivement l'écoulement et le terrain).

Conditions non neutres

Cependant il y a presque toujours un forçage thermique non négligeable. Dans ces conditions non neutres, il faut prendre en compte la flottabilité et les flux de chaleur en surface, qui créent des mouvements de convection dans l'atmosphère.

La stratification peut être :

- **stable** si une parcelle d'air déplacée en hauteur a tendance à revenir à son altitude d'origine. C'est le cas quand le flux de chaleur dû à la convection est descendant, par exemple la nuit.
- **instable** si une parcelle d'air déplacée en hauteur voit son mouvement s'amplifier. C'est le cas lorsque de l'air plus dense surplombe de l'air moins dense, par exemple lorsque le soleil chauffe le sol, et qu'il y a alors un flux de chaleur montant.

L'équation (2.1) est généralisée pour les conditions non neutres (Stull, 1988, p. 383) en :

$$\bar{u}(z) = \frac{u_*}{\kappa} \left(\ln \left(\frac{z}{z_0} \right) + \Psi_M \left(\frac{z}{L} \right) \right) \quad (2.2)$$

où Ψ_M est la fonction de correction de stabilité pour le mouvement
 L est la longueur de Monin-Obukhov

Longueur de Monin-Obukhov

Cette longueur caractérise le forçage thermique. Son expression est :

$$L = \frac{-u_*^3 T_v}{\kappa g Q_0} \quad (2.3)$$

où T_v est la température virtuelle (en Kelvin)
 Q_0 est le flux de chaleur à la surface ($\text{K} \cdot \text{m} \cdot \text{s}^{-1}$)

Si $Q_0 < 0$, le flux de chaleur est descendant, ce qui est plutôt le cas la nuit, alors la stratification est stable et $L > 0$.

À l'inverse si $Q_0 > 0$, le flux de chaleur est montant, ce qui est plutôt le cas lorsque le soleil chauffe le sol, alors la stratification est instable et $L < 0$.

En l'absence de flux de chaleur, $Q_0 = 0$ donc $L \rightarrow \infty$. Dans ce cas, Ψ_M s'annule (voir l'expression de Ψ_M au paragraphe suivant) et l'on se retrouve dans le cas neutre, sans forçage thermique, de l'équation (2.1).

Fonction de stabilité Ψ_M

L'expression de Ψ_M doit être déterminée expérimentalement. Plusieurs expressions ont été proposées, basées sur différentes campagnes de mesures à différents endroits du globe. Toutes sont assez semblables pour les conditions instables, mais varient beaucoup pour les conditions stables (Drobinski et Dubos, 2011, p. 65).

Par exemple, l'expression déterminée par Businger *et al.* (1971) est :

$$\Psi_M \left(\frac{z}{L} \right) = \begin{cases} \frac{4.7z}{L} & \text{si } \frac{z}{L} > 0 \text{ (stable)} \\ -2 \ln \left(\frac{1+X}{2} \right) - \ln \left(\frac{1+X^2}{2} \right) + 2 \tan^{-1}(X) - \frac{\pi}{2} & \text{si } \frac{z}{L} < 0 \text{ (instable)} \\ \text{où } X = \left(1 - \frac{15z}{L} \right)^{\frac{1}{4}} & \end{cases} \quad (2.4)$$

Différents profils de vent calculés avec cette fonction de stabilité, pour différentes valeurs de L , sont représentés dans la figure 2.3. On remarque que les profils en conditions instables restent assez proches du profil neutre, quoiqu'avec un gradient vertical de vent plus faible dû au mélange de la couche par la convection. Par contre les profils stables présentent un gradient vertical qui peut être beaucoup plus grand et s'éloigner très fortement du cas neutre.

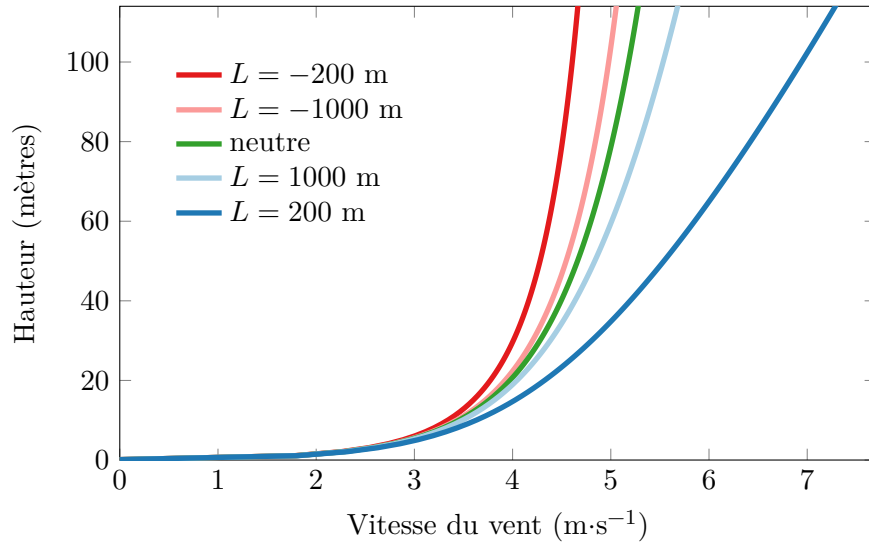


Figure 2.3 – Exemples de profils verticaux théoriques du vent de l'équation (2.2), avec l'expression de Ψ_M de l'équation (2.4), pour :

- i) $u_* = 0,3 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ et $z_0 = 0,1 \text{ m}$,
- ii) différentes stabilités : très instable ($L = -200 \text{ m}$), instable ($L = -1000 \text{ m}$), neutre, stable ($L = 1000 \text{ m}$) et très stable ($L = 200 \text{ m}$).

2.3 Observations de profils verticaux du vent

Maintenant que nous avons vu la théorie régissant le profil vertical, examinons quelques profils réels.

2.3.1 Données

J'utilise ici les données d'un lidar du SIRTa sur l'année 2011 (cf. annexe A.3). L'avantage de ces données est d'avoir une bonne répartition sur la verticale, avec des données tous les 20 mètres entre 40 m et 200 m de hauteur.

J'utilise aussi les données de deux mâts de mesure de Maïa Eolis (cf. annexe A.4). Dans ces deux jeux de données, j'ai choisi une année consécutive la plus complète possible : septembre 2009 à août 2010 pour le mât "A" et avril 2010 à mars 2011 pour le mât "B".

Dans les deux cas, les données brutes sont des moyennes sur 10 minutes. Pour bien filtrer la turbulence, je moyenne les six données de chaque heure, de façon à obtenir des données horaires. Si toutes les données d'une heure ne sont pas présentes, on utilise la moyenne des données présentes s'il y en a au minimum quatre sur six, sinon la donnée horaire est marquée manquante. De plus, je n'utilise un pas de temps que si les vitesses de vent y sont présentes à toutes les hauteurs.

2.3.2 Cycle diurne du profil vertical de vent

À partir de ces données horaires, je calcule le cycle diurne moyen à chaque hauteur en moyennant toutes les vitesses de vent de l'année correspondant à une même heure de la journée. Le cycle diurne moyen du vent est tracé avec les données lidar dans la figure 2.4, et pour les deux mâts de mesure dans la figure 2.5.

Dans ces figures, on observe qu'il y a un cycle diurne très marqué à 10 mètres présentant un pic de vent dans la journée (avec un maximum en début d'après-midi autour de 13h UTC). Plus en altitude, au-delà de 100 mètres, il y a un cycle inverse avec moins de vent durant la journée que la nuit.

À la hauteur de moyeu des éoliennes actuelles, autour de 90 mètres, on se situe à peu près dans la zone d'inversion de ce cycle. Ainsi le cycle diurne est en général peu marqué, avec seulement légèrement moins de vent en journée ou en début et fin de journée. Ces résultats sont cohérents avec ceux trouvés par Bartholy et Radics (2005) (figure 2.1).

Par ailleurs on trouve dans le bilan électrique 2014 de RTE (2015, p. 18) une figure du cycle diurne du facteur de charge éolien moyen, qui ne présente presque aucune variation, juste un léger creux dans la matinée. Notons qu'il n'est pas rare de trouver dans des rapports ou des publications que le potentiel éolien est plus fort le jour que la nuit. En général ces études s'appuient sur des mesures à 10 m extrapolées par une

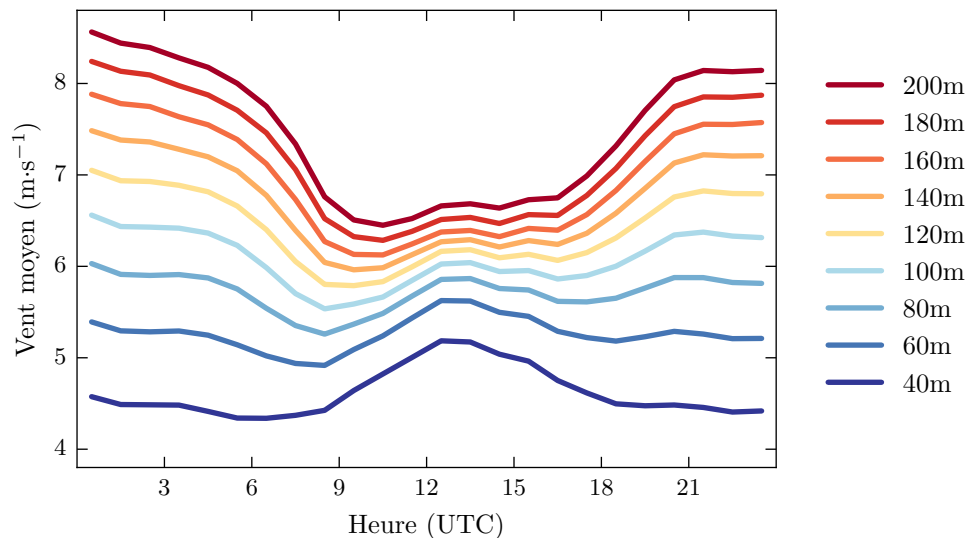


Figure 2.4 – Cycle diurne moyen du vent mesuré par lidar sur le site de l'École Polytechnique, à neuf hauteurs différentes entre 40 et 200 m. Le cycle diurne est moyenné sur 194 jours de l'année 2011 où le profil lidar est disponible et complet jusqu'à 200 m pour chaque heure de la journée. Données SIRTa.

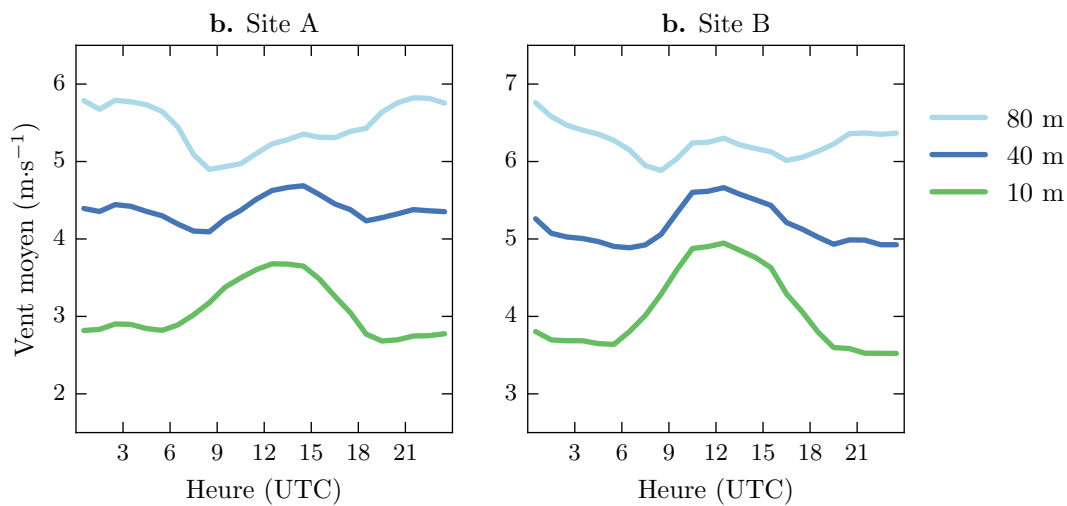


Figure 2.5 – Cycle diurne moyen du vent observé à 10, 40 et 80 mètres par deux mâts de mesure. Le cycle diurne est moyenné sur les jours d'une année où le vent est disponible pour les trois hauteurs pour chaque heure de la journée (356 jours entre septembre 2009 et août 2010 pour le site A ; 264 jours entre avril 2010 et mars 2011 pour le site B). Données Maïa Eolis.

loi en puissance. Comme le coefficient α est pris constant, l'extrapolation conserve le cycle diurne observé à 10 m qui est juste transposé en altitude alors qu'en réalité le cycle diurne en altitude est tout autre : le potentiel éolien en altitude n'est pas plus fort dans la journée mais plutôt un peu plus faible que la nuit.

En terme de profil de vent, ces cycles diurnes à différentes altitudes nous montrent que, conformément à la théorie, le gradient de vent est en moyenne plus fort la nuit, à cause de la plus grande stabilité de l'atmosphère. Quand on divise en saisons (cf. 2.A) on peut voir que le cycle diurne est beaucoup moins marqué en hiver qu'en été, ce qui est cohérent avec une stabilité plus neutre ou stable dans la journée, puisqu'il y a moins de flux de chaleur.

Le fait que le vent est plus fort dans la journée à la surface s'explique par le fait que l'instabilité thermique produit de la turbulence qui transporte verticalement de l'énergie des vents forts en altitude vers la surface (Jacobson et Kaufman, 2006).

2.3.3 Limites des lois utilisées pour l'extrapolation

Cas neutre pour la loi logarithmique

La loi en logarithme est tirée de la théorie (équation (2.1)), mais uniquement dans le cas de stabilité neutre. En réalité, on s'en écarte très souvent et fortement ; les figures 2.4 et 2.5 montrent bien que le gradient vertical de vent varie fortement, notamment avec le cycle diurne.

De plus les équations pour généraliser cette équation aux conditions non neutres ne sont pas universelles (elles doivent être déterminées sur le terrain) et sont dépendantes de la longueur de Monin-Obukov qui est difficile à déterminer. La théorie ne permettra donc pas de modéliser facilement le profil de vent.

Un autre problème lié à cette loi provient du fait que, vu la grande hauteur des éoliennes actuelles, on peut se trouver à la limite voire au-dessus de la couche de surface, notamment la nuit. Alors une loi calée sur le profil vertical aux basses hauteurs peut ne plus être valide plus haut, au niveau de l'éolienne.

Interprétation de l'exposant α de la loi en puissance

L'exposant α de la loi en puissance (équation (1.1)) donne une indication de la stratification : dans le cas stable, où le vent augmente fortement et assez constamment avec l'altitude, α prend des valeurs importantes, de l'ordre de 0,4. Dans le cas instable, où le gradient est très fort dans les premiers mètres seulement puis s'annule presque, α est plutôt de l'ordre de 0,1. On retrouve le cas neutre et l'équivalent de la loi logarithmique pour un exposant α de l'ordre de 0,14 ou 1/7, valeur qui est parfois prise telle quelle, surtout dans les atlas éoliens pour extrapoler les observations à 10 m.

Les figures 2.6, 2.7 et 2.8 montrent des exemples de variations de α en fonction du jour de l'année et de l'heure de la journée, pour le lidar et les deux mâts. Chaque figure représente une année consécutive de données (variation en abscisse) mais le début de l'année n'est pas toujours au 1^{er} janvier. Dans chaque cas on utilise les mesures à 40 m et 80 m pour calculer la valeur de α avec l'équation (1.2), et ce pour chaque heure de chaque jour de l'année.

On y voit nettement le cycle diurne : les transitions entre les périodes ensoleillées, où α est plutôt faible (zones rouges), et la nuit où α est plutôt fort (zones bleues). On observe aussi des différences saisonnières. En hiver, le nombre d'heures d'ensoleillement est plus faible qu'en été, donc les zones rouges où α est faible sont restreintes. D'autre part on trouve en hiver certaines journées complètes proches du neutre (bandes verticales orangées), qui correspondent probablement à des vents forts ou tempêtes hivernales, où le forçage thermique est alors négligeable par rapport au forçage mécanique.

Cependant on voit aussi que même si les moyennes du jour et de la nuit sont clairement différentes, la variabilité autour de ces moyennes reste importante.

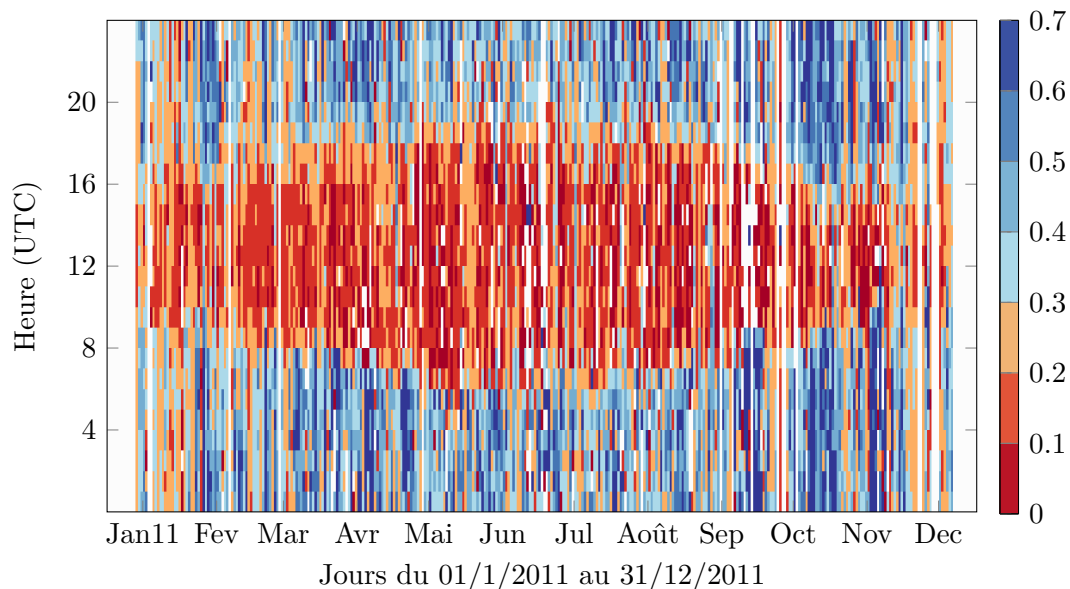


Figure 2.6 – Variations du paramètre α de la loi de puissance sur l'année 2011 vu par le lidar du SIRTa. Pour chaque heure de chaque jour, α est calculé à partir des données de vent à 40 m et 80 m. Le blanc dénote l'absence de données.

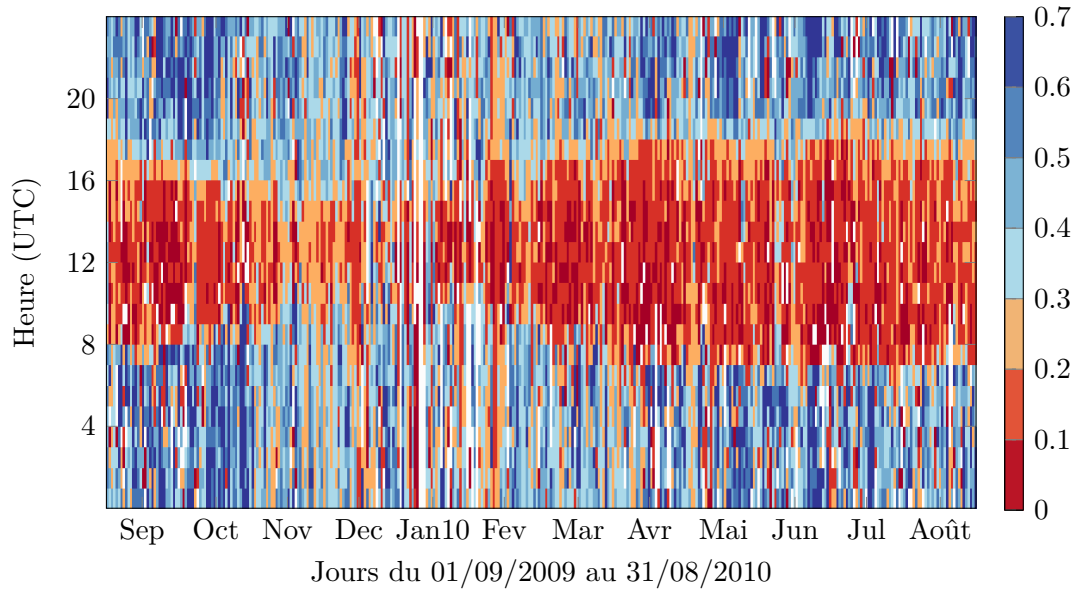


Figure 2.7 – Similaire à la figure 2.6 pour le mât “A” de Maïa Eolis, entre septembre 2009 et août 2010.

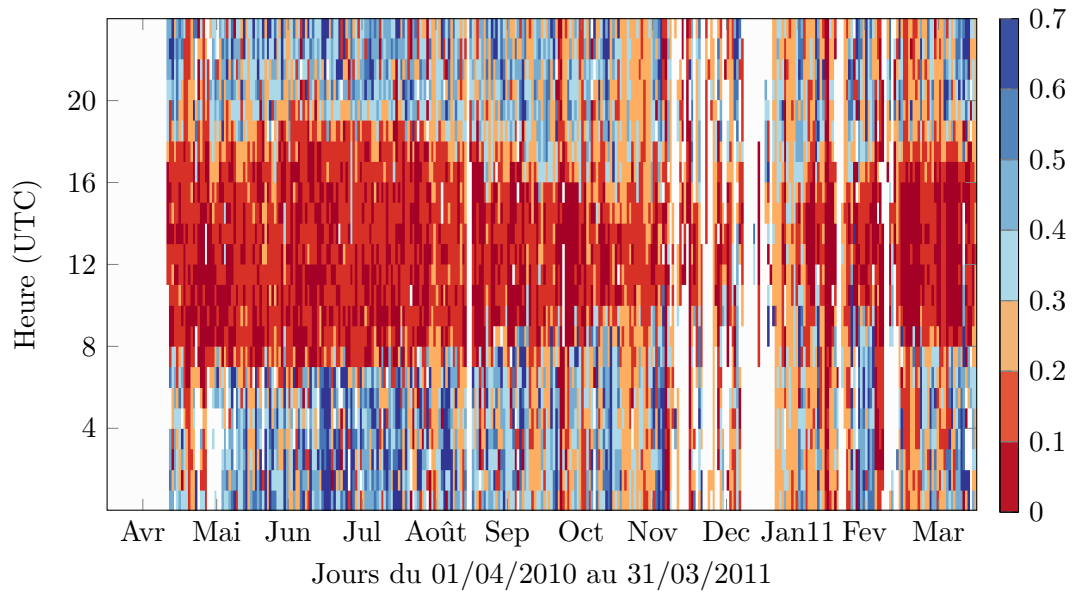


Figure 2.8 – Similaire à la figure 2.6 pour le mât “B” de Maïa Eolis, entre avril 2010 et mars 2011.

2.4 Erreurs dues à l'extrapolation verticale

À partir de ces données disponibles à différentes hauteurs, notamment grâce au lidar, j'ai étudié les erreurs engendrées par l'extrapolation du vent en hauteur avec différentes méthodes basées sur la loi logarithmique et la loi en puissance décrites en section 1.3.

2.4.1 Méthodes

Méthodes d'extrapolation du vent

L'extrapolation verticale est réalisée grâce aux équations décrites précédemment : équations (1.2) et (1.3) dans le cas de l'extrapolation en puissance ; équations (1.5) et (1.6) dans le cas de l'extrapolation logarithmique.

L'ajustement des paramètres de la loi se fait :

1. soit sur les moyennes de vent annuelles,
2. soit sur les moyennes mais en divisant les données selon les paramètres suivants :
 - journée/nuit (pour chaque jour, la journée est prise entre 2 heures après le lever du soleil et 2 heures avant le coucher du soleil) ;
 - saisons : les données séparées en été/hiver, ou en 4 saisons, ou bien selon chaque mois ;
 - directions : les données sont divisées selon 2, 3, 4, 6, 8, 10, 12 ou 18 secteurs angulaires de même taille ;
3. soit, sans moyenne, sur chaque donnée horaire.

Évaluation des erreurs

L'erreur, calculée à chaque pas de temps, est la différence entre la vitesse \hat{V}_3 calculée par la méthode d'extrapolation grâce aux mesures V_1 et V_2 à deux hauteurs plus basses, et la vitesse réelle mesurée à la même hauteur, V_3 :

$$\varepsilon = \hat{V}_3 - V_3$$

On utilise deux indicateurs pour analyser la distribution de l'erreur :

- le biais, c'est-à-dire l'erreur moyenne $\bar{\varepsilon}$
- l'erreur quadratique (RMSE), égale à $\sqrt{\overline{\varepsilon^2}}$

Ces deux diagnostics sont normalisés par la moyenne du vent, $\overline{V_3}$.

2.4.2 Influences de la loi utilisée et des hauteurs

Je me place d'abord dans le cas n° 1, où les lois sont calées sur le profil moyen annuel. Les deux lois et neuf situations différentes en termes de hauteurs de mesures et hauteur d'extrapolation sont testées. La figure 2.9 présente les résultats en termes de biais et RMSE de l'erreur.

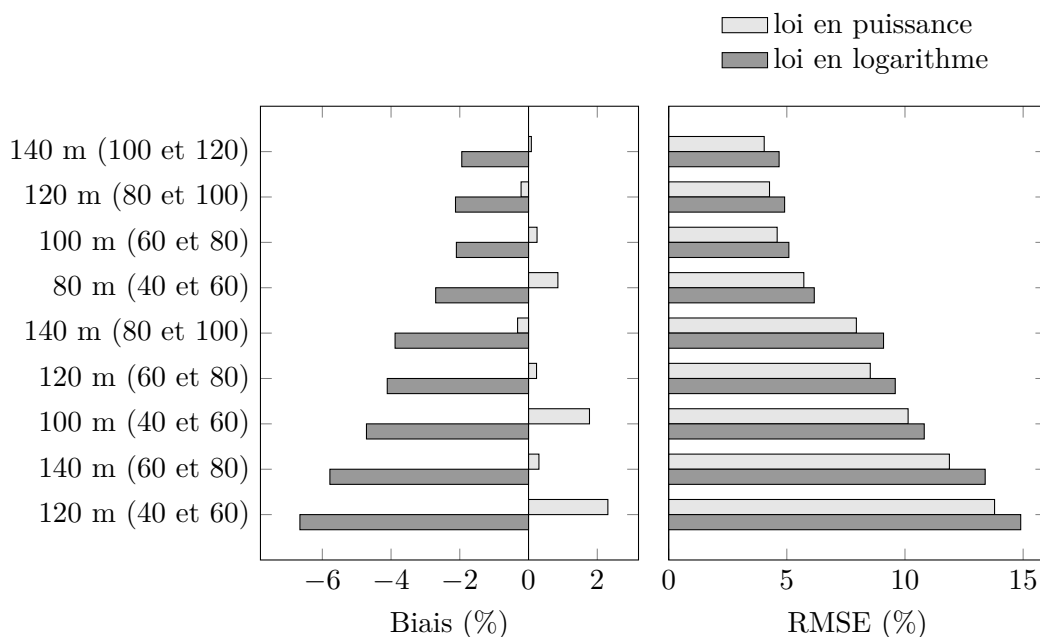


Figure 2.9 – Biais et RMSE en pourcentage de la vitesse moyenne, lors de l'extrapolation avec profil moyen annuel calé sur une loi en puissance (clair) ou en logarithme (foncé). La légende à gauche indique pour chaque cas la hauteur de l'extrapolation, et, entre parenthèses, les deux hauteurs utilisées pour le calcul d'extrapolation. (Données lidar du SIRT)

On remarque que la loi en puissance donne dans tous les cas de meilleurs résultats et que la méthode logarithmique introduit des biais importants.

On remarque aussi que plus le saut d'extrapolation est important, plus les résultats sont dispersés : la RMSE se situe autour de 4 % quand on extrapole sur 20 m (quatre premiers cas) ; elle passe à environ 9 % quand on extrapole de 40 m (trois cas suivants) ; on dépasse 12 % quand on extrapole sur 60 m (deux derniers cas).

On constate enfin que, pour un même saut d'extrapolation, les résultats sont moins bons quand on utilise des données plus basses.

D'autres calculs d'erreurs ont été faits à partir des deux mâts de mesure. Dans ces cas, l'utilisation de mesures à 10 et 40 m pour extrapoler à 80 m mène à des erreurs importantes, avec pour l'extrapolation en puissance des biais de l'ordre de -5 % et

des RMSE un peu supérieures à 12 %.

Dans le cas d'une extrapolation à 80 m à partir de données à 40 et 60 m, on peut comparer le lidar et le mât "B" (seul mât pour lequel on dispose de la vitesse à 60 m) ; les résultats pour les deux sites sont similaires avec :

- un biais de 1 % en valeur absolue (biais positif dans le cas du lidar, négatif dans le cas du mât) ;
- une RMSE de 5,6 %.

Les erreurs sont présentées ici sur le vent, mais elles ont aussi été calculées en termes de production grâce à une courbe de production classique. Les erreurs sont alors deux à trois fois plus grandes.

2.4.3 Influence des moyennes sur la loi en puissance

Nous avons vu que le paramètre α de la loi de puissance est loin d'être constant sur une année, le fait d'utiliser une seule valeur constante pour extrapoler tous les profils de vent est donc discutable. En particulier les moyennes de α selon qu'on est le jour ou la nuit sont très différentes. Je m'intéresse donc à l'influence de la division des données selon les paramètres heure, saison et direction, pour calculer non plus un seul α moyen mais plusieurs α suivant les situations.

Je me restreins à la loi en puissance, qui donne de meilleurs résultats que la loi logarithmique et les exemples (ci-dessous et figure 2.10) sont données pour le cas de l'extrapolation à 100 m à partir des données à 60 et 80 m, mais les résultats sont du même genre pour tous les cas de hauteur.

Les résultats observés sont les suivants :

- la division en jour ou nuit diminue un peu la dispersion de l'erreur (par exemple on passe d'une RMSE de 4,6 % à 4 %).
- la division selon les mois a très peu d'effet (on passe de 4,6 % à 4,5 %).
- la division selon les secteurs directionnels améliore un peu (on passe de 4,6 % à environ 4,2 %). L'impact est important quand on divise en au moins 6 secteurs ; au-delà de 6 secteurs il y a moins de différences.

La diminution de la RMSE s'accompagne toujours de l'introduction d'un léger biais positif, mais celui-ci reste très faible (maximum 0,2 % en cumulé pour une extrapolation sur 20 m).

Ces divisions en différents cas, même en cumulant leurs effets, améliorent peu les résultats. L'amélioration est plus nette quand on ne fait plus de moyenne mais qu'on cale le profil à chaque heure. Dans ce cas, la RMSE est presque diminuée de moitié par rapport à l'ajustement sur la moyenne annuelle (pour une extrapolation sur 20 m). Comme avant, on introduit aussi un très léger biais positif (maximum 0,3 % pour une extrapolation sur 20 m).

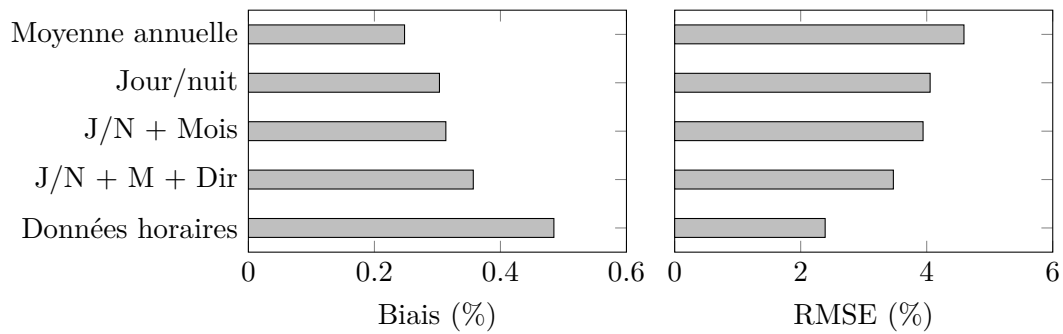


Figure 2.10 – Biais et RMSE en pourcentage de la vitesse moyenne, lors de l’extrapolation à 100 m à partir des données à 60 et 80 m, avec une loi en puissance. Les différents cas, de haut en bas sont : 1) moyenne annuelle ; 2) séparation entre jour et nuit ; 3) séparation jour/nuit et 12 mois ; 4) idem et selon 12 secteurs de direction de 30° ; 5) sans moyenne, en calculant un α pour chaque heure. (Données lidar du SIRT)

2.5 Conclusion

L’étude des incertitudes liées à l’extrapolation verticale montre qu’il est très hasardeux de trop se reposer sur cette méthode. Si l’extrapolation n’est faite que sur une dizaine de mètres, l’erreur engendrée est faible, mais sur plusieurs dizaines de mètres, les erreurs peuvent être très importantes, surtout si les mesures proches du sol sont utilisées (par exemple, une extrapolation de 40 à 80 m créera plus d’erreurs qu’une extrapolation de 100 à 140 m, car les variations entre 40 et 80 m sont plus importantes qu’entre 100 et 140 m).

J’ai montré que les méthodes employées habituellement, qui font intervenir des profils moyens de vent, sont moins précises qu’une méthode sans moyenne tout aussi simple. Le fait de calculer l’exposant α de la loi de puissance pour chaque heure permet de tenir compte des variations du cisaillement de vent à chaque instant, ce qui réduit fortement la dispersion des données, et permet ainsi de créer le bon cycle diurne à l’altitude d’extrapolation (par exemple un cycle diurne avec plus de vent la nuit, alors que les mesures à plus basses altitudes montrent un cycle inverse). Précisons que l’utilisation de données horaires, et non 10 minutes, permet de bien filtrer la turbulence et donc d’éviter de créer des valeurs aberrantes en certains pas de temps. Une méthode similaire a été développée par Đurišić et Mikulović (2012).

Des méthodes plus complexes ont été proposées (e.g. Şen *et al.*, 2012; Gualtieri et Secci, 2012), mais dans tous les cas, une extrapolation sur une grande hauteur, à partir de données trop basses, engendrera une grande incertitude. C’est pourquoi il est très important d’avoir des mesures de vent au plus près de la hauteur de moyen afin de réduire au minimum les incertitudes de cette étape d’extrapolation.

2.A Figures supplémentaires

2.A.1 Cycles diurnes en hiver

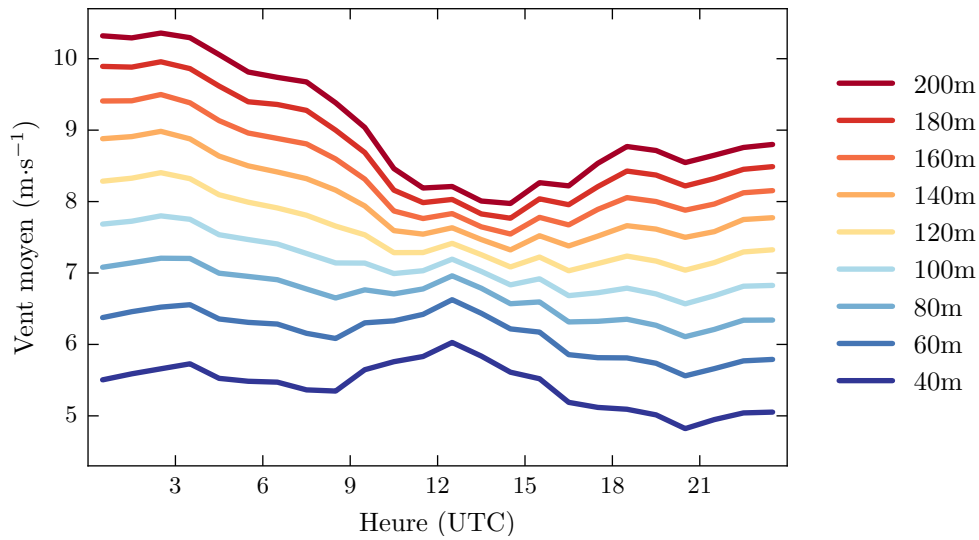


Figure 2.11 – Similaire à la figure 2.4 en hiver (mois de janvier, février et décembre 2011, 40 jours complets).

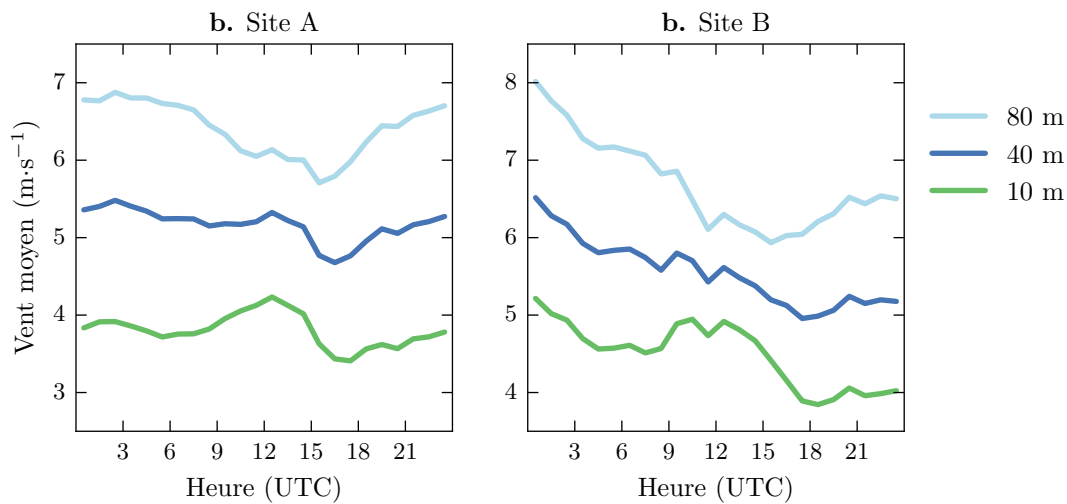


Figure 2.12 – Similaire à la figure 2.5 en hiver (mois de décembre, janvier et février : 81 jours sur l'hiver 2009 – 2010 pour le site A ; 43 jours sur l'hiver 2010 – 2011 pour le site B).

2.A.2 Cycles diurnes en été

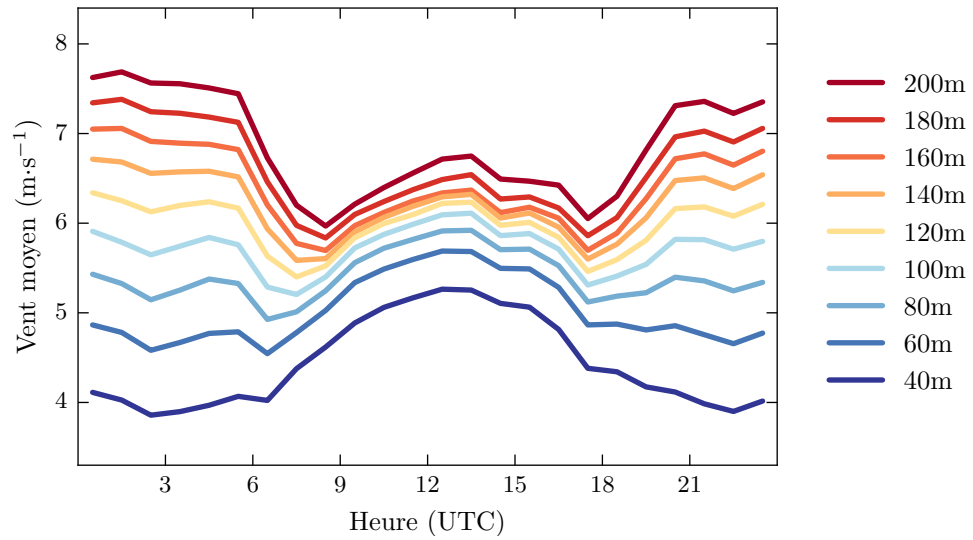


Figure 2.13 – Similaire à la figure 2.4 en été (juin, juillet et août 2011, 45 jours complets).

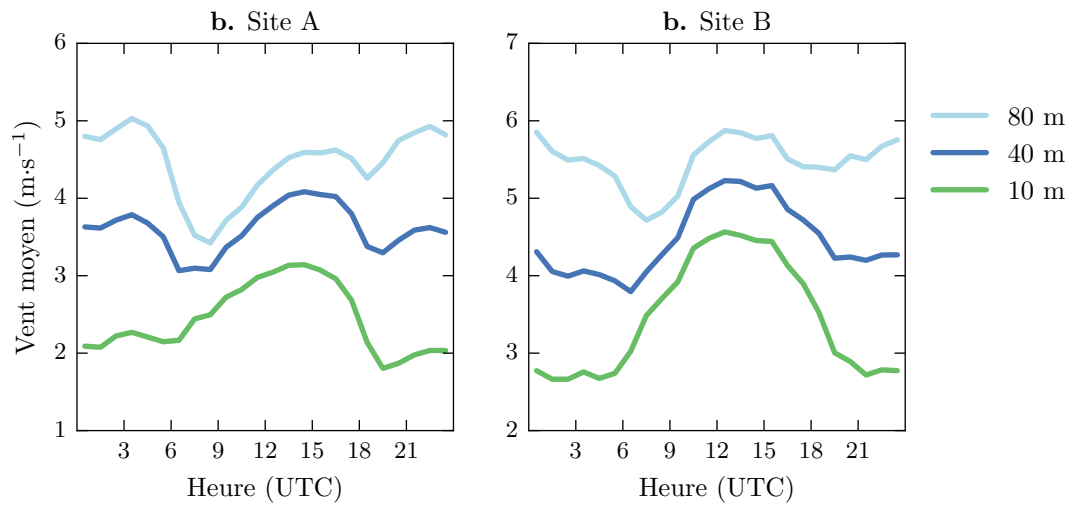


Figure 2.14 – Similaire à la figure 2.5 en été (mois de juin, juillet et août 2010 : 92 jours pour le site A ; 89 jours pour le site B).

Chapitre 3

Distribution de Weibull

Sommaire

- 3.1. Introduction 50
- 3.2. Données et méthodes 52
 - 3.2.1. Observations 52
 - 3.2.2. Mesure des écarts à la statistique 55
 - 3.2.3. Mesure des écarts en énergie 58
- 3.3. Performances de la distribution de Weibull 60
 - 3.3.1. Ajustement de la distribution 60
 - 3.3.2. Écarts à la statistique 62
 - 3.3.3. Erreurs sur l'énergie et la production 64
 - 3.3.4. Caractéristiques des composantes du vent 72
- 3.4. Distributions alternatives 75
 - 3.4.1. Distribution elliptique 75
 - 3.4.2. Distribution non-gaussienne 75
 - 3.4.3. Distribution de Rayleigh-Rice 78
- 3.5. Performances des distributions alternatives 80
 - 3.5.1. Écarts à la statistique 80
 - 3.5.2. Erreurs en énergie de la distribution de Rayleigh-Rice 86
- 3.6. Conclusion 87

3.1 Introduction

Dans ce chapitre, on étudie la modélisation statistique du vent par la distribution de Weibull, introduite en section 1.6, dont on rappelle la densité de probabilité :

$$p_{\text{Weibull}}(V; A, k) = \frac{k}{A} \left(\frac{V}{A} \right)^{k-1} \exp \left[- \left(\frac{V}{A} \right)^k \right], \quad (3.1)$$

où A est le paramètre d'échelle

k est le paramètre de forme

V est la vitesse du vent

Bien que la distribution de Weibull se soit imposée dans l'industrie éolienne, son utilisation est empirique et ne repose sur aucune base théorique. En étudiant des observations à sept stations, [Tuller et Brett \(1984\)](#) émettaient déjà des réserves quant à l'utilisation de la distribution de Weibull dans les cas où les distributions de vent ne sont pas "circulaires" (c'est-à-dire où le vent n'est pas isotrope, ne vient pas uniformément de toutes les directions) ni "normales" (c'est-à-dire que les composantes du vent ne suivent pas une loi normale Gaussienne). Depuis, différentes études ont pointé l'incapacité de la distribution de Weibull à bien représenter certaines statistiques du vent, notamment dans les cas de statistiques de vent bimodales, et prôné l'utilisation d'autres distributions plus adaptées, comme par exemple une somme de deux Weibull (par ex. [Akdağ et al., 2010](#); [Carta et Ramírez, 2007](#); [Carta et al., 2009](#); [Chang, 2011](#)).

Les études s'arrêtent souvent à la comparaison, visuelle ou statistique, des distributions de vent. Certaines études se sont intéressées aux erreurs sur l'énergie, c'est-à-dire le cube du vent, intégré sur toute la distribution. Mais comme le passage entre énergie et production n'est pas linéaire, même une erreur nulle sur l'énergie ne garantit pas une bonne estimation du productible, et on trouve peu d'études allant jusqu'à l'étape de la production. [García-Bustamante et al. \(2008\)](#) étudient cinq fermes éoliennes du nord-est de l'Espagne (dans les Pyrénées). Les productions mensuelles réelles de ces fermes sont comparées aux productions estimées à partir des courbes de puissance moyennes (observées) et de la statistique du vent : soit le vent observé (utilisation de la série temporelle, méthode chronologique), soit la distribution de Weibull ajustée aux observations (méthode probabiliste). Ils observent en moyenne une sous-estimation de la production entre 0,9 % et 5 % avec la méthode chronologique. L'utilisation de la distribution de Weibull a pour effet moyen d'accroître la sous-estimation : légèrement pour trois des fermes (0,2 %, 0,3 % et 2,4 % en moyenne), mais fortement aux deux autres fermes (4,5 % et 10,3 %). Sur les quelques histogrammes de vent observés présents dans l'article, on peut voir des distributions bimodales, au moins pour les sites où les erreurs sont les plus fortes. Les auteurs montrent que si la distribution de Weibull ne rajoute pas d'erreur à certaines stations, ce n'est pas parce qu'elle décrit bien la statistique de vent mais plutôt parce que les erreurs positives et négatives se compensent. En général pour ces cinq sites, la distribution de Weibull tend à sous-estimer les vents faibles et forts et à surestimer les vents moyens et les erreurs de

signes différents ont tendance à s'équilibrer. Cependant, comme les vents forts ont plus d'importance pour la production, il y a une tendance à la sous-estimation du potentiel. Une étude un peu semblable est celle de [Chang et Tu \(2007\)](#), sur un site à Taïwan et sur 48 mois. À part dans les mois très peu ventés où il y a de grosses surestimations, ils trouvent principalement des sous-estimations de l'ordre de 5 à 10 % par la méthode chronologique. L'utilisation de la distribution de Weibull accroît la sous-estimation d'environ 5 % supplémentaires. On ne sait pas à quoi ressemblent les distributions de vent.

On trouve aussi des études similaires mais plus théoriques car non issues de sites éoliens réels. Elles utilisent des courbes de puissance théoriques. [Celik \(2003\)](#) étudie huit années de mesures (issues de cinq sites différents car un site a quatre années et les autres une seule). Les erreurs sur la production mensuelle de la méthode probabiliste comparée à la méthode chronologique varient entre $-8,8\%$ et 7% , suivant les sites et les mois. Les sous-estimations apparaissent plutôt aux sites et mois les moins ventés. L'erreur absolue moyenne sur les 12 mois de chaque année varie entre $1,35\%$ et $4,73\%$. [Jaramillo et Borja \(2004\)](#) étudient un site au Mexique dans une région montagneuse où la distribution est bimodale. Ils trouvent une sous-estimation de 14% de la production éolienne avec l'utilisation de la distribution de Weibull. Ils utilisent une distribution mixte, superposition de deux Weibull pour mieux représenter le vent. Enfin [Carta et al. \(2008\)](#) utilisent 16 sites aux Canaries pour étudier les erreurs sur la production dues à la modélisation du vent en fonction de la qualité de l'ajustement, et ce pour différentes distributions. Les erreurs spécifiques pour la distribution de Weibull ne sont pas explicitées mais le résultat intéressant est que, tous sites et toutes distributions confondus, l'erreur sur la production diminue avec la qualité de l'ajustement.

Dans ce chapitre, j'utilise un large jeu de données de vent en France, couvrant différentes régions climatiques et donc différents types de vent pour étudier la statistique des vitesses de vent. J'étudie les performances de la distribution de Weibull (section 3.3) : sa pertinence à décrire les statistiques de vitesses de vent et les erreurs relatives qui peuvent être commises par son utilisation dans les applications énergétiques. J'utilise aussi trois autres distributions pour la vitesse du vent, dérivées à partir des distributions des composantes du vent sous différentes hypothèses. En effet les composantes du vent, contrairement à sa vitesse, satisfont aux équations de conservation du moment, ce qui assure une base théorique à la dérivation de telles distributions. Ces trois distributions, nommées elliptique, non-gaussienne et Rayleigh-Rice, sont décrites dans la section 3.4 et leurs performances sont analysées et comparées à celles de la distribution de Weibull dans la section 3.5.

3.2 Données et méthodes

3.2.1 Observations

Dans ce chapitre j'utilise les données horaires de vent de surface (à 10 mètres) de la base ISD (cf. annexe A.2), en privilégiant les années avec le plus de données et avec la meilleure précision, afin de bien étudier la statistique du vent. Ce n'est pas le vent à la surface qui intéresse les industriels de l'éolien, mais le vent plus en altitude, autour de 90 mètres ; cependant il existe très peu d'observations à ces hauteurs, c'est pourquoi ce travail s'appuie sur des données de surface.

Stations

J'utilise ainsi les données de quatre années complètes, entre le 1^{er} janvier 2010 et le 31 décembre 2013, où il y a peu de trous dans les données horaires et où la précision est de 1 nœud, soit $\sim 0,514 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$. Parmi toutes les stations françaises de la base ISD, j'ai sélectionné les stations ayant une disponibilité supérieure à 97 % sur l'ensemble de la période, et avec une disponibilité minimum de 85 % pour chacun des 48 mois. Cela permet de sélectionner 89 stations, réparties sur toute la France, comme représenté dans la figure 3.1.

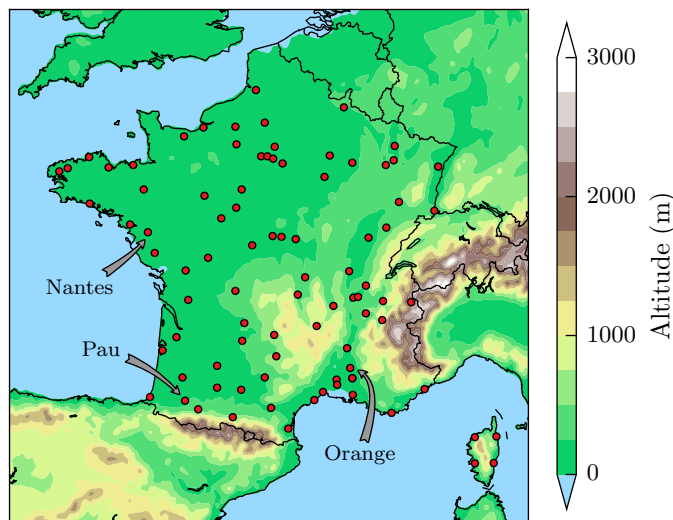


Figure 3.1 –
Topographie
de la France.
Emplacements
des 89 stations
utilisées dans ce
chapitre.

Ces stations sont situées dans différents environnements orographiques, qui vont engendrer différentes caractéristiques pour le vent. Au nord-ouest, il n'y a pas de fort relief, le terrain est assez plat avec des altitudes partout inférieures à 300 m. Plus on se rapproche du sud et de l'est de la France et plus l'orographie devient complexe à cause des Pyrénées (point culminant 3404 m), du Massif Central (1886 m) et des Alpes (4807 m). Dans le sud-est, les vallées canalisent les flux de grande échelle pour créer des vents régionaux : principalement le mistral dans la vallée du Rhône et la

tramontane dans la vallée de l'Aude. Trois stations situées dans trois environnements très différents sont indiquées sur la carte 3.1 et seront utilisées en exemple dans la suite. Il s'agit de Nantes au bord de l'océan Atlantique, Pau au pied des Pyrénées et Orange dans la vallée du Rhône.

Les observations donnent la vitesse du vent V et sa direction D (par convention, la direction d'où vient le vent). On effectue deux traitements préliminaires sur ces données brutes : i) on retire les vents calmes, ii) on rajoute un petit bruit aléatoire pour dé-discrétiser les vitesses de vent. Ces deux traitements et leurs justifications sont détaillés dans les paragraphes suivants.

Vents calmes

Les vents calmes correspondent aux occurrences de vent nul ou très faible, soit $V = 0$. Ni la distribution de Weibull, ni les trois autres distributions qui vont être étudiées ne prennent en compte l'occurrence des vents calmes, puisque par définition de leurs densités de probabilité, $p(V = 0) = 0$.

Cette question des vents nuls a été traitée par [Takle et Brown \(1978\)](#) pour la distribution de Weibull, pour laquelle ils ont défini une densité de probabilité hybride,

$$p_H(V; \theta_0, A, k) = \theta_0 \delta(V) + (1 - \theta_0) p_{\text{WBL}}(V; A, k) \quad (3.2)$$

où θ_0 est la probabilité des vents nuls

δ est l'opérateur delta de Dirac : $\delta(0) = 1$, $\delta(V \neq 0) = 0$.

Ils notent que cette méthode consiste simplement à retirer les occurrences de vent nul, à ajuster la distribution de Weibull sans ces vents nuls, et à finalement les réintroduire pour renormaliser la distribution. Cette méthode peut être appliquée à d'autres distributions. Ici on retirera juste les vents nuls, sans plus les prendre en compte par la suite, mais on pourrait le faire si besoin.

Avant toute utilisation des données, je retire donc tous les pas de temps où $V = 0$. Ces valeurs correspondent à 5,2 % de l'ensemble des données. La médiane pour les stations est de 3 % et 14 stations dépassent 10 %. Les trois stations exemples sont dans la moyenne avec 3,3 % pour Nantes, 5,9 % pour Pau et 5,4 % pour Orange.

Fonction de répartition empirique

La comparaison des observations et des différentes distributions étudiées va s'appuyer sur les fonctions de répartition. La fonction de répartition empirique (\hat{F}_n) d'un jeu d'observations (V_1, \dots, V_n) , de longueur n , est définie par :

$$\hat{F}_n(t) = \frac{\text{nombre d'éléments} \leq t}{n} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{1}\{V_i \leq t\}. \quad (3.3)$$

Échantillonnage

Les données de vent brutes sont échantillonnées avec un pas de 1 nœud, par conséquent la fonction de répartition empirique des vitesses de vent est discrète, en escalier (courbes noires dans la figure 3.2). Or le calcul de performance (voir section 3.2.2) s'appuie sur la distance entre les fonctions de répartition empirique et théorique. Ces marches d'escalier de la distribution brute induisent une surestimation de la distance : même une distribution qui décrit parfaitement les données ne pourra jamais avoir un bon score à cause de l'échantillonnage. De plus, aux stations où les vents sont plus faibles, comme à Pau, les marches sont moins nombreuses et plus hautes donc la fonction de répartition empirique est encore moins proche de la réalité.

Pour retrouver une statistique plus réaliste, je rajoute aux données de vitesse du vent un petit bruit aléatoire suivant une loi uniforme entre $-0,5$ nœud et $+0,5$ nœud. Après le rajout du bruit, on obtient une fonction de répartition continue (courbes rouges dans la figure 3.2). La loi uniforme est choisie pour sa simplicité même si dans la réalité il y a une asymétrie d'occurrence le long de chaque classe de vent. Le bruit n'affecte pas les résultats, qui sont similaires sans rajouter de bruit. Cette étape

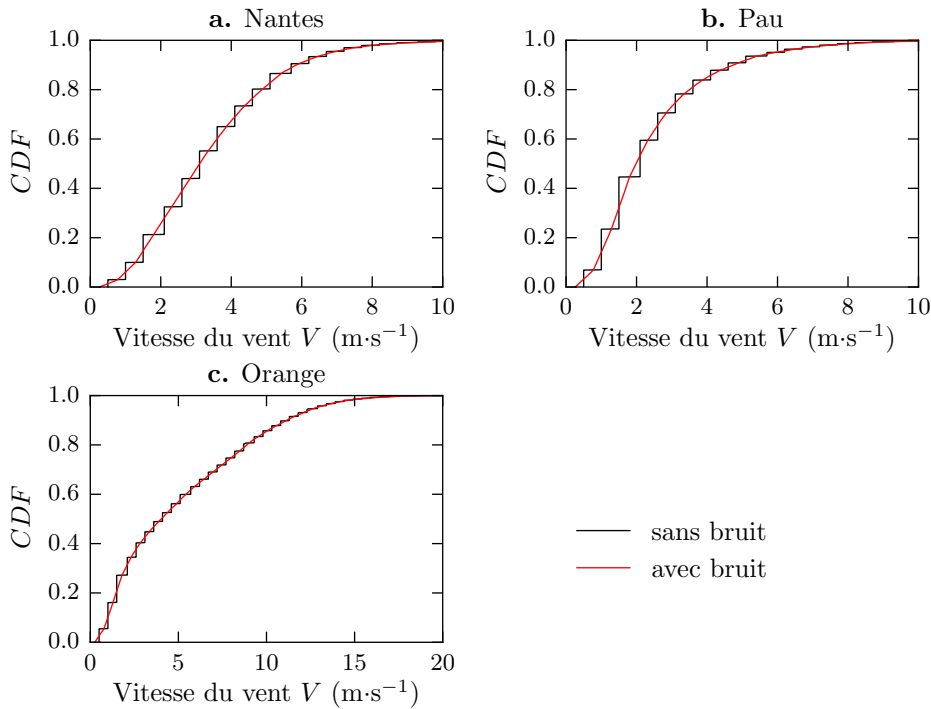


Figure 3.2 – Fonctions de répartition empiriques aux trois stations : **a.** Nantes, **b.** Pau et **c.** Orange. *En noir* : fonction en escalier avec les données brutes. *En rouge* : fonction continue obtenue après rajout d'un petit bruit aux données.

n'est pas nécessaire mais elle permet de mieux comparer les fonctions de répartition empiriques et théoriques et mieux interpréter les résultats.

Composantes du vent

À partir de la force et de la direction du vent, on peut calculer :

- le vent zonal, c'est-à-dire la composante ouest-est du vent : $u = -V \sin(D)$;
- le vent méridional, c'est-à-dire la composante sud-nord : $v = -V \cos(D)$.

Les composantes u et v sont corrélées mais [Crutcher et Baer \(1962\)](#) ont défini une procédure pour les décorrélérer. Il s'agit d'un changement de variables $u \rightarrow u'$, $v \rightarrow v'$, correspondant à une rotation d'un angle ψ défini par :

$$\tan(2\psi) = 2 \frac{\rho_{uv}}{\sigma_u^2 - \sigma_v^2} \quad (3.4)$$

où ρ_{uv} est le coefficient de corrélation de u et v , et σ_u^2 et σ_v^2 les variances de u et v . En appliquant cette procédure aux données des 89 stations, on vérifie effectivement que les composantes u' and v' ne sont pas corrélées.

Ces composantes (u, v) ou (u', v') ont peu d'importance dans la suite car les distributions sont ajustées en fonction de la vitesse du vent V et non de u et v . On utilisera les composantes uniquement pour décrire les caractéristiques du vent. Cependant d'un point de vue théorique, pour dériver les distributions, on fera l'hypothèse que les composantes sont indépendantes, ce qui est vérifié au premier ordre comme elles ne sont pas corrélées. Pour simplifier, on utilise ci-après les notations u et v pour les composantes décorrélées.

3.2.2 Mesure des écarts à la statistique

Un travail important a été de trouver des mesures statistiques pour analyser les performances des distributions et les comparer. Les tests statistiques sont peu courants dans les applications éoliennes ; en général on se contente de tracer les histogrammes de vent observé et les densités de probabilité théoriques (PDF) pour les comparer visuellement ([Carta et al., 2009](#), § 3.2.).

Parmi les tests employés on trouve en premier lieu le test du χ^2 (par ex. dans [García-Bustamante et al., 2008](#)), qui somme les écarts relatifs entre les PDF observées et théoriques. On trouve aussi des statistiques semblables s'appuyant sur le carré des écarts, tels les R^2 définis par [Carta et al. \(2008\)](#). Cependant il n'y a pas de définition pour la PDF observée, qui est en fait un histogramme de vent et dépend des intervalles utilisés pour rassembler les observations en groupes de valeurs. Les tests basés sur les PDF sont donc sensibles aux intervalles utilisés pour l'histogramme de vent, ce qui est peu rigoureux ([Cook, 2001](#)).

C'est pourquoi je me suis tournée vers des mesures statistiques qui s'appuient sur les fonctions de répartition (CDF) car la CDF empirique est bien définie sans avoir recours à des regroupements de valeurs en plusieurs intervalles (cf. section 3.2.1). Un test souvent employé est celui de Kolmogorov-Smirnov, mais il se restreint à l'écart maximum entre CDF et CDF empirique, on perd donc beaucoup d'information et on ne caractérise pas l'ensemble de la distribution. À l'inverse, les tests de Cramer-von Mises et d'Anderson-Darling intègrent sur toute la distribution les écarts entre la fonction de répartition empirique \hat{F}_n et la fonction de répartition théorique F .

L'équation générale de ces tests est :

$$\Delta_n^2 = n \int_{-\infty}^{\infty} \left(F(V) - \hat{F}_n(V) \right)^2 \omega(V) dF(V), \quad (3.5)$$

où $\omega(V)$, la fonction de poids, dépend de la statistique considérée ; les expressions pour différents tests sont données dans le tableau 3.1.

Dans le cas de Cramer-von Mises, le poids est constant ($\omega(V) = 1$) si bien que le centre de la distribution (c'est-à-dire les vents faibles-moyens, la partie la plus visible de la distribution) domine dans l'équation. Dans le cas d'Anderson-Darling, la fonction $\omega(V)$ met plus de poids sur les queues (c'est-à-dire les valeurs extrêmes de chaque côté du centre de la distribution). Dans le cas des vitesses de vent la distribution n'est pas symétrique, bornée à gauche par zéro, et il y a une seule longue queue, à droite, pour les extrêmes de vents. Pour mettre le poids uniquement sur le côté droit de la distribution, on peut utiliser des tests d'Anderson-Darling modifiés : *right-tail Anderson-Darling* (ADR) (Sinclair *et al.*, 1990) ou bien, pour un poids encore plus important sur la queue, *right-tail Anderson-Darling of second degree* (AD2R) défini par Luceño (2006).

Ces statistiques ont aussi des formules de calcul équivalentes à l'équation (3.5) mais plus simples à mettre en œuvre pour le calcul numérique (Luceño, 2006). Le jeu d'observations noté $(V_i)_{i=1}^n$, de longueur n , est trié de sorte que $V_1 \leq \dots \leq V_n$. F est la fonction de répartition de la distribution testée et on note $Z_i = F(V_i)$. Les formules pour le calcul des statistiques sont données dans le tableau 3.2 (issu de Luceño, 2006).

Ces mesures statistiques sont d'habitude utilisées comme test de l'ajustement, c'est-à-dire que si Δ_n^2 dépasse une certaine valeur critique alors on rejette l'hypothèse que la distribution observée suit effectivement la loi de la distribution théorique testée. Cependant, on se heurte à deux difficultés pour cette approche :

- i) Ces seuils critiques dépendent de la distribution F , et dans le cas où F dépend de paramètres inconnus (comme ici où nous devons estimer les paramètres des distributions), les seuils peuvent être déterminés uniquement par simulation (par des tirages aléatoires) et ce pour chaque longueur n de jeu de données (Ahmad *et al.*, 1988).
- ii) Ces tests font l'hypothèse de l'indépendance des observations, or les données horaires de vent ont une forte autocorrélation. Il faudrait alors restreindre les données à un jeu de valeurs équivalentes indépendantes, ce qui n'est pas une

mince affaire. D'ailleurs [Ramírez et Carta \(2005\)](#) soulèvent le fait que les tests statistiques sont souvent mal employés dans les articles relatifs à l'éolien, ce qui conduit souvent à approuver des distributions qui devraient être rejetées.

Ici on ne s'intéresse donc pas à savoir si ces mesures statistiques dépassent ou non un seuil critique pour accepter ou rejeter (même si l'on déterminera quand même empiriquement certains seuils) mais plutôt on compare les scores des différentes distributions à chaque station. Comme on le verra par la suite, ce sont les scores de Cramer-von Mises W_n^2 et d'Anderson-Darling modifié r_n^2 qui seront utilisés principalement pour comparer les distributions entre elles.

Tableau 3.1 – Statistiques pour mesurer la distance entre fonction de répartition empirique \hat{F}_n et fonction de répartition théorique F par l'équation (3.5).

Nom	Δ_n^2	$\omega(V)$
Cramer-von Mises (CvM)	W_n^2	1
Anderson-Darling (AD)	A_n^2	$[F(V)(1 - F(V))]^{-1}$
Right-tail AD (ADR)	R_n^2	$[1 - F(V)]^{-1}$
Right-tail AD of second degree (AD2R)	r_n^2	$[1 - F(V)]^{-2}$

Tableau 3.2 – Formules numériques équivalentes à l'équation (3.5). Les observations, $(V_i)_{i=1}^n$, sont triées par ordre croissant ($V_1 \leq \dots \leq V_n$) et $Z_i = F(V_i)$, où F est la fonction de répartition de la distribution testée.

Nom	Formule pour le calcul de Δ_n^2
CvM	$W_n^2 = \frac{1}{12n} + \sum_{i=1}^n \left(Z_i - \frac{i - 1/2}{n} \right)^2$
AD	$A_n^2 = -n - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (2i - 1) (\ln(Z_i) + \ln(1 - Z_{n+1-i}))$
ADR	$R_n^2 = \frac{n}{2} + 2 \sum_{i=1}^n Z_i - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (2i - 1) \ln(1 - Z_{n+1-i})$
AD2R	$r_n^2 = 2 \sum_{i=1}^n \ln(1 - Z_i) + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{2i - 1}{1 - Z_{n+1-i}}$

3.2.3 Mesure des écarts en énergie

Je m'intéresse aussi à quantifier les écarts sur l'énergie disponible et surtout sur la production, qui entre en jeu dans le calcul du potentiel.

Énergie

L'énergie calculée à partir de la série d'observations $(V_i)_{i=1}^n$ est :

$$E_{\text{obs}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n V_i^3 \quad (3.6)$$

L'énergie calculée à partir de la densité de probabilité, $p_{\text{dist}}(x)$, d'une distribution statistique préalablement ajustée aux observations est :

$$E_{\text{dist}} = \int_0^{\infty} p_{\text{dist}}(V) V^3 dV \quad (3.7)$$

L'erreur relative de la méthode probabiliste (équation (3.7)) comparée à la méthode chronologique (équation (3.6)) est :

$$\Delta E_{\text{dist}} = \frac{E_{\text{dist}} - E_{\text{obs}}}{E_{\text{obs}}} \quad (3.8)$$

Production

Pour le calcul du productible, on utilise une courbe puissance $\mathcal{P}_a(V)$, décrite au paragraphe suivant. À vrai dire on ne considère pas la production d'électricité, en W·h, mais la puissance moyenne en W sur la période considérée. Celle-ci est à multiplier par le nombre d'heures de la période pour obtenir la production (par exemple les quatre années que l'on utilise correspondent à 35064 heures).

La puissance moyenne calculée à partir de la série d'observations est :

$$P_{\text{obs}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathcal{P}_a(V_i) \quad (3.9)$$

Le facteur de charge, C_F , exprime le rapport entre la production moyenne effective et la production qu'il y aurait si l'éolienne tournait en permanence à pleine charge, soit en moyenne sa puissance nominale P_r . Son expression est donc :

$$C_F = \frac{P_{\text{obs}}}{P_r} \quad (3.10)$$

Notons que si la courbe de puissance $\mathcal{P}_a(V)$ est normalisée par P_r , alors l'équation (3.9) exprime directement le facteur de charge.

La puissance moyenne calculée à partir d'une distribution statistique est :

$$P_{\text{dist}} = \int_0^{\infty} p_{\text{dist}}(V) \mathcal{P}_a(V) dV \quad (3.11)$$

Enfin, l'erreur relative sur la production est :

$$\Delta P_{\text{dist}} = \frac{P_{\text{dist}} - P_{\text{obs}}}{P_{\text{obs}}} \quad (3.12)$$

Courbe de puissance

Le calcul de la production nécessite de faire l'hypothèse d'une certaine courbe de puissance. Le problème ici est que les observations sont faites à la surface, où le vent est beaucoup plus faible qu'à 80 ou 100 mètres d'altitude où sont placées les éoliennes actuelles. Donc utiliser une courbe de puissance classique pour une telle altitude conduira à des productions presque nulles à certaines stations où très peu de vitesses dépassent la vitesse de démarrage, $4 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$.

Pour remédier à ce problème, je m'appuie sur la courbe de puissance explicitée en section 1.7 (équation (1.15) pour son expression mathématique), et tracée en rouge dans la figure 3.3, mais je lui applique une transformation linéaire équivalant à une multiplication des vitesses de vent par un facteur a . Par exemple la courbe bleue pointillée de la figure 3.3 correspond à un facteur $a = 1.35$. Cela permet de décaler la courbe vers les vents plus faibles. Cette valeur $a = 1.35$ n'est pas anodine, elle correspond à une extrapolation de 10 à 85 m en supposant une loi en puissance $1/7$. J'utiliserai cette valeur fixe, ou bien j'ajusterai a de façon à avoir un facteur de charge réaliste. Cela correspond en quelque sorte à allonger le mât de l'éolienne jusqu'à une hauteur où les vents sont suffisants.

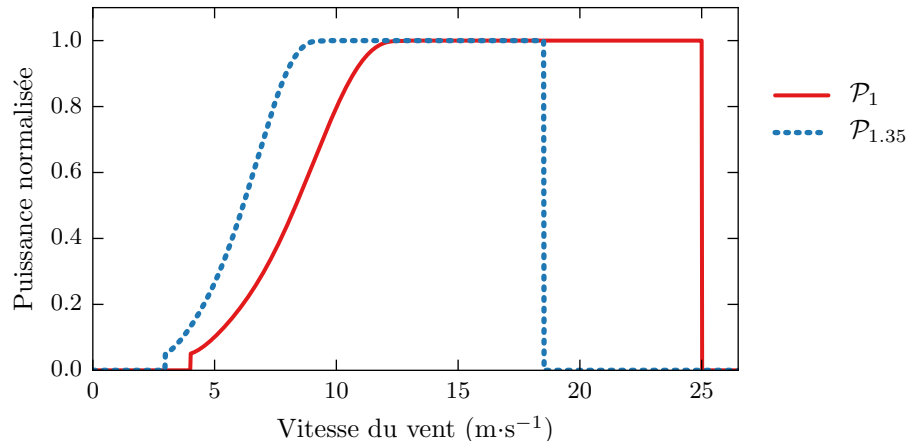


Figure 3.3 – *Trait rouge plein* : courbe de puissance d'une éolienne V90–2.0MW, normalisée par sa puissance nominale. *Trait bleu pointillé* : courbe de puissance issue de la précédente par transformation de facteur 1,35.

3.3 Performances de la distribution de Weibull

Avant d'introduire d'autres distributions, j'étudie les performances de la distribution de Weibull : sa capacité à décrire correctement la statistique du vent et à estimer l'énergie produite.

3.3.1 Ajustement de la distribution

On a vu dans la section 1.6 trois méthodes pour ajuster la distribution de Weibull : le maximum de vraisemblance (MLE), la méthode des moments (M_1 & M_3) et la méthode de WAsP. J'utilise d'une part ces trois méthodes et d'autre part trois nouvelles : les minimisations de CvM, ADR et AD2R. Elles consistent à chercher les paramètres qui minimisent l'une des distances définies en section 3.2.2 : soit le score W_n^2 de Cramer-von Mises (CvM), soit le score R_n^2 d'Anderson-Darling modifiée à droite (ADR), ou bien le score r_n^2 d'Anderson-Darling modifiée à droite d'ordre 2 (AD2R).

Ces méthodes d'ajustement reposant sur la distance entre la fonction de répartition de la distribution et la fonction de répartition empirique ont l'avantage de pouvoir être appliquées à n'importe quelle distribution. Dans la pratique, les minimisations sont effectuées numériquement avec la méthode de Nelder-Mead (Nelder et Mead, 1965) (fonction `scipy.optimize.optimize.fmin` de Python).

La figure 3.4 montre les résultats de ces six méthodes à trois stations. On observe qu'à Nantes, la distribution de Weibull modélise bien les observations et que toutes les méthodes mènent à peu près à la même distribution. En revanche, à Pau et à Orange, on observe des écarts significatifs entre les distributions de Weibull et les observations et, de plus, des résultats assez différents d'une méthode à l'autre.

On remarque que les méthodes par CvM, ADR, MLE, M_1 & M_3 et AD2R (dans cet ordre) ajustent de mieux en mieux la queue de la distribution (les vents forts) et de moins en moins bien le centre de la distribution. Ceci est confirmé par les valeurs croissantes des scores W_n^2 , indiquant un moins bon accord sur le centre ; et les valeurs décroissantes des scores r_n^2 , indiquant un meilleur accord sur la queue (tableau 3.3). On remarque aussi que la minimisation de ADR est très proche de la méthode MLE et que la minimisation AD2R s'approche de la méthode des moments. La méthode de WAsP est plus proche de la méthode des moments ou de la minimisation AD2R selon les cas.

Il faut trouver un compromis, car trop de poids sur les vents forts (ex. avec AD2R en tireté violet) permet certes de mieux représenter la queue, mais cela se fait au détriment du centre de la distribution, des vents plus faibles ; et inversement un poids trop fort sur les vents moyens (ex. avec CvM en tireté vert) détériore la représentation

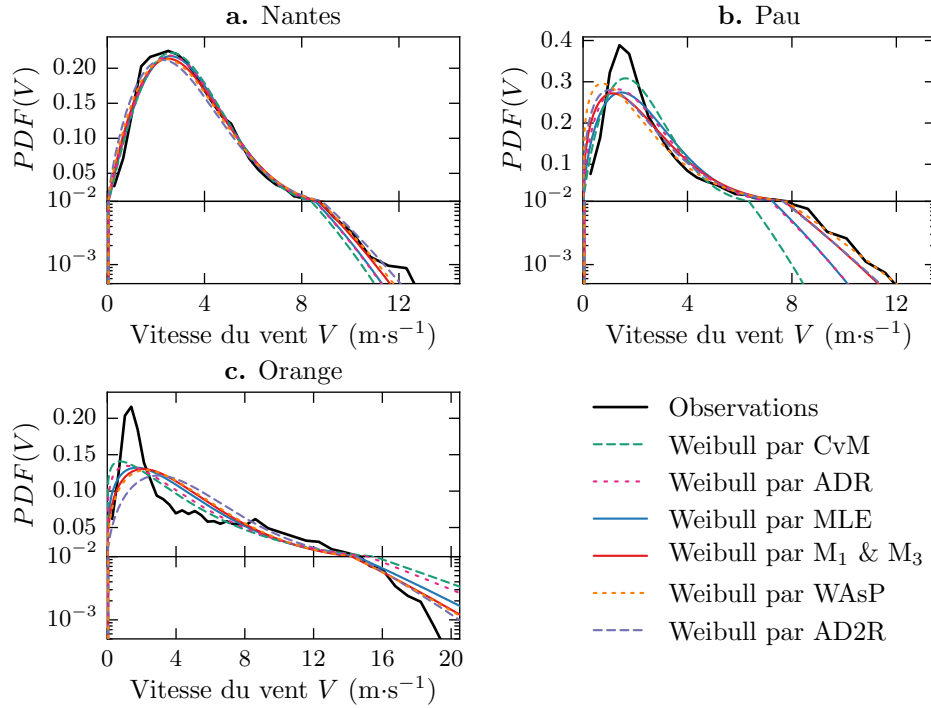


Figure 3.4 – Densités de probabilité du vent à trois stations.

En noir : distributions observées à : **a.** Nantes, **b.** Pau et **c.** Orange.

En couleurs : distributions de Weibull ajustées aux observations selon différentes méthodes : MLE (bleu), moments M_1 & M_3 (rouge), WAsP (orange pointillé) ou minimisation de CvM (vert tireté), ADR (rose pointillé), ou AD2R (violet tireté).

L'axe des ordonnées est divisé en deux avec une échelle linéaire en haut et une échelle logarithmique en bas pour mieux voir la queue des distributions.

Tableau 3.3 – Scores W_n^2 (Cramer-von Mises) et r_n^2 (right-tail Anderson-Darling of second degree) des distributions de la figure 3.4. Ces scores mesurent la distance entre la distribution et la distribution empirique avec respectivement plus de poids sur le centre ou la queue de la distribution.

	Nantes		Pau		Orange	
	W_n^2	r_n^2	W_n^2	r_n^2	W_n^2	r_n^2
Weibull par CvM	1.4	1725	24.0	27026	20.2	1917
Weibull par ADR	2.0	839	43.9	1563	24.2	1458
Weibull par MLE	2.2	814	47.8	1739	42.6	1034
Weibull par M_1 & M_3	4.6	343	70.1	377	65.3	981
Weibull par WAsP	9.1	223	171.4	529	76.6	927
Weibull par AD2R	23.4	153	89.3	331	170.1	773

des vents forts. La minimisation ADR est un bon compromis, qui met assez de poids sur la queue mais pas trop.

Dans cette section, on utilisera les premières méthodes introduites, qui sont les plus utilisées pour ajuster la distribution de Weibull. Par contre, dans la section 3.5, pour comparer plusieurs distributions, on utilisera la minimisation de ADR, qui est simple à mettre en œuvre pour n'importe quelle distribution.

3.3.2 Écarts à la statistique

À Nantes (figure 3.4a), la distribution de Weibull décrit bien le centre de la distribution (sa partie la plus visible) mais sous-estime légèrement la queue de la distribution. La probabilité des vents extrêmes est peu importante dans le cas de l'évaluation de la ressource éolienne, mais peut être importante dans les calculs de fatigue ou d'impacts liés aux tempêtes par exemple. Ce comportement proche de la distribution de Weibull avec sous-estimation des vents très forts, se retrouve dans beaucoup de stations du nord de la France.

À Pau (figure 3.4b), la distribution de vent est très piquée et, quelle que soit la méthode d'ajustement, la distribution de Weibull n'arrive pas à reproduire ce pic. Il en résulte une sous-estimation des vents faibles au niveau du pic (~ 1 à $3 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$), une surestimation des vents moyens (3 à $6 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$) et toujours une sous-estimation des vents très forts ($> 7 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$).

À Orange (figure 3.4c), la distribution de vent est bimodale. On observe un premier pic autour de $2 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ puis un deuxième pic plus large et aplati autour de 8 à $12 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$. La distribution de Weibull, qui est unimodale, ne peut pas représenter ce genre de distribution et passe donc au travers. Par conséquent elle sous-estime les probabilités au niveau de chaque pic, et par contre surestime les probabilités des vents moyens-faibles du creux situé entre les deux pics, et des vents très forts.

L'étude comparative des courbes et des scores W_n^2 et r_n^2 montre qu'ils sont de bons indicateurs de la performance des distributions, avec respectivement plus de poids sur le centre (c'est-à-dire les vents moyens, la partie la plus visible de la distribution) et la queue de la distribution (c'est-à-dire les vents très forts, qui ont une probabilité très faible). Il apparait que $W_n^2 < 2$ indique une bonne adéquation sur le centre, et $r_n^2 < 100$ une bonne adéquation sur la queue de la distribution. Notons que ces valeurs de seuil constatées empiriquement dépendent de la longueur de la série d'observation, donc seraient par exemple plus faibles pour une série plus courte.

Je les utilise pour évaluer la distribution de Weibull de façon systématique sur l'ensemble des stations. La figure 3.5a représente les scores W_n^2 pour toutes les stations pour la distribution de Weibull (ajustée par MLE). Dans le nord-ouest les scores sont proches de zéro, la distribution de Weibull est donc bien adaptée pour la modélisation du centre de la distribution. Mais plus on s'approche des reliefs, plus les scores aug-

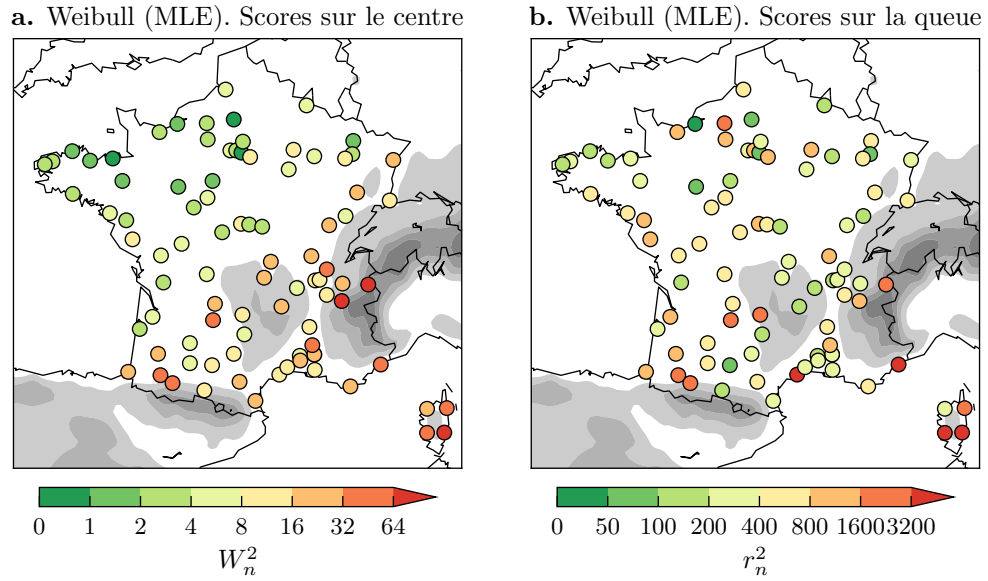


Figure 3.5 – Distribution de Weibull (MLE). **a.** Scores de Cramer-von Mises W_n^2 indiquant l'adéquation pour le centre de la distribution. **b.** Scores d'Anderson-Darling modifié r_n^2 indiquant l'adéquation pour la queue de la distribution. Orographie grisée avec contours de 500 m.

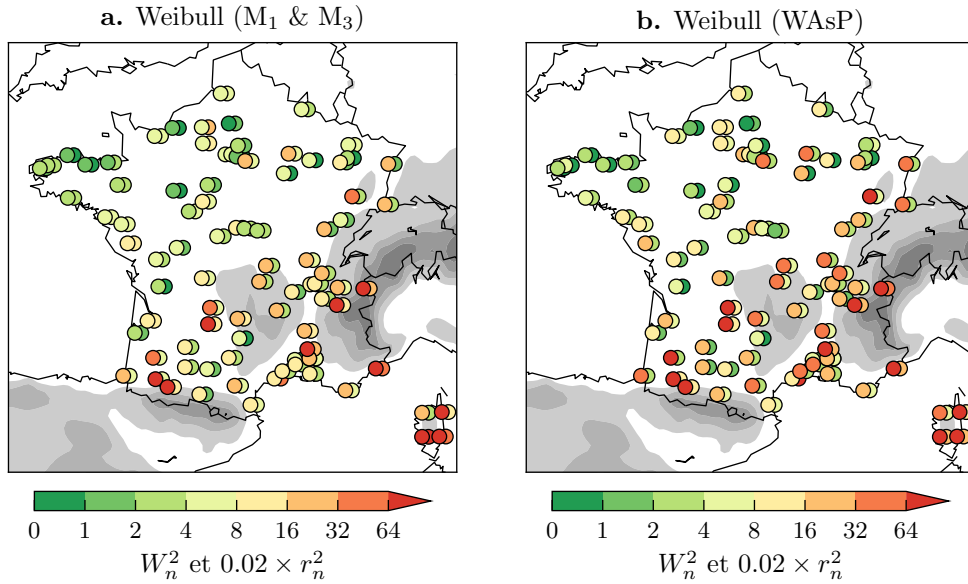


Figure 3.6 – Similaire à la figure 3.5 pour la distribution de Weibull ajustée **a.** par la méthode des moments ou **b.** par la méthode de WAsP. Les points du premier plan indiquent les scores de Cramer-von Mises W_n^2 et ceux en arrière-plan les scores d'Anderson-Darling modifié r_n^2 .

mentent, indiquant de moins bonnes performances. De même la figure 3.5b représente les scores r_n^2 à toutes les stations. Les scores sont assez médiocres ou mauvais, au-dessus de 100 presque partout. Même dans le nord-ouest où le centre de la distribution est bien représenté, la queue l'est mal en général.

La figure 3.6 représente les mêmes scores mais quand la distribution de Weibull est ajustée par la méthode des moments (gauche) ou la méthode de WAsP (droite). Avec ces méthodes, les scores W_n^2 sur le centre sont moins bons et les scores r_n^2 sont meilleurs. Cela correspond au fait que la distribution est plus ajustée sur les vents forts, c'est-à-dire la fin de la distribution plutôt que le centre.

3.3.3 Erreurs sur l'énergie et la production

Étudions maintenant les conséquences en terme d'énergie disponible et de prévision de production selon les méthodes définies en section 3.2.3.

Énergie

Tout d'abord, la figure 3.7a montre l'énergie disponible calculée à partir des observations : E_{obs} . On y distingue nettement les zones les plus ventées (Bretagne, côte de la Manche, côte méditerranéenne), et les régions moins ventées dans la diagonale allant du sud-ouest à l'est de la France.

Avec la méthode des moments et la méthode de WAsP, l'erreur en énergie est nulle par définition puisque les paramètres A et k sont déterminés de façon à satisfaire l'équation (1.12) qui est équivalente à $E_{\text{Weibull}} = E_{\text{obs}}$.

Pour la méthode MLE, les erreurs ΔE sont données dans la figure 3.7b. Ces erreurs sont faibles dans le nord (quelques pourcents), mais beaucoup plus fortes dans le sud de la France. L'erreur absolue est supérieure à 5 % pour 32 stations et dépasse 10 % pour 10 stations, le maximum étant de 29 %. L'énergie est presque toujours sous-estimée, sauf dans certaines stations du sud où au contraire, elle est surestimée.

À première vue, la comparaison des deux panneaux de la figure 3.7 peut faire penser que l'erreur relative est plus forte dans les zones les moins ventées. Mais ce n'est en fait pas le cas puisqu'on trouve des erreurs faibles dans certaines stations peu ventées du nord et à l'inverse des erreurs fortes dans des stations ventées du sud. D'ailleurs la corrélation entre ces deux variables est nulle. Cette impression est en fait donnée par le fait que les zones les moins ventées correspondent en majeure partie aux zones où l'orographie est la plus complexe, dans lesquelles la distribution de Weibull est moins performante, et c'est la qualité de l'ajustement qui est corrélée à l'erreur. Pour s'en convaincre j'ai représenté dans la figure 3.8 l'erreur absolue en fonction du score de Cramer-von Mises W_n^2 (score montré dans la figure 3.5a) ; ces deux variables ont un coefficient de corrélation (Pearson) de 0,87. Les erreurs en énergie sont donc reliées à la qualité de l'ajustement de la distribution de Weibull.

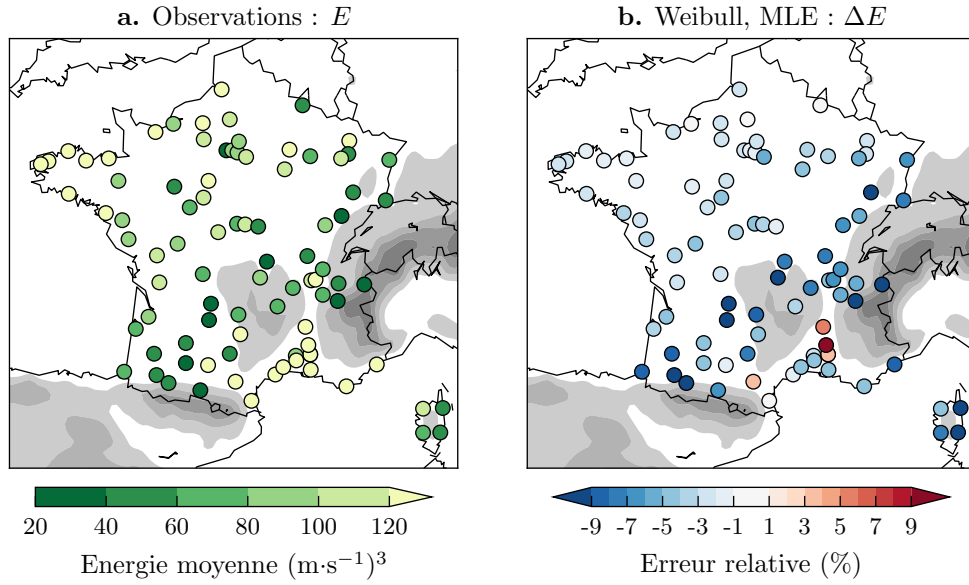


Figure 3.7 – a. Énergies moyennes observées : E_{obs} .
b. Erreurs relatives de la distribution de Weibull ajustée par maximum de vraisemblance : $\Delta E_{\text{Weibull MLE}}$.

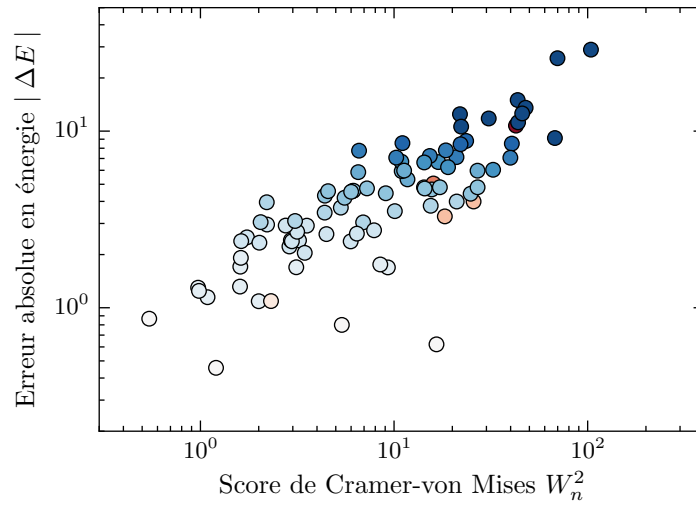


Figure 3.8 – Erreurs relatives (en valeur absolue) sur l'énergie ΔE pour la distribution de Weibull ajustée par MLE (mêmes couleurs que dans la figure 3.7b), en fonction des scores de Cramer-von Mises W_n^2 (de la figure 3.5a). Échelles logarithmiques.

Productible

La production est d'abord calculée en utilisant la même courbe de puissance $\mathcal{P}_{1.35}$ à toutes les stations, c'est ce que montre la figure 3.9b-d pour les trois méthodes d'ajustement de la distribution de Weibull. On trouve des erreurs assez importantes, supérieures à 2 % (en valeur absolue) à plus de la moitié des stations quelle que soit la méthode d'ajustement de la distribution de Weibull. Mais ces résultats sont difficilement interprétables car les facteurs de charges (montrés dans le panneau **a**) sont souvent très faibles, à part dans les zones les plus ventées.

À certaines stations, le facteur de charge est presque nul (3 % au minimum), ce qui signifie que, malgré la transformation de la courbe de puissance $\mathcal{P}_{1.35}$ par rapport à la courbe initiale, presque tous les vents sont inférieurs à la vitesse de démarrage de l'éolienne. Cependant à quelques autres stations il est supérieur à 30 %. Donc, en utilisant une seule et même courbe de puissance à toutes les stations, certaines produisent beaucoup, d'autres presque rien.

Une façon de résoudre le problème est d'ajuster le paramètre a de la courbe de puissance à chaque station, et ceci de façon à atteindre un facteur de charge réaliste. En France les facteurs de charge sont en moyenne de 23 % (environ 30 à 45 % en hiver et autour de 15 % en été), avec des disparités régionales, entre 19 % pour les régions les moins ventées et 29 % pour les régions les plus ventées du nord et du sud (RTE *et al.*, 2015). Rappelons qu'ici nous avons retiré les vents nuls, ce qui a pour effet de surévaluer la production réelle, et il faudrait de plus retirer quelques pourcents de pertes de production. Il paraît donc réaliste de considérer ici des facteurs de charge de l'ordre de 25 % ou 30 %.

Ces deux valeurs ont été utilisées et mènent à des résultats très proches. Les résultats dans le cas d'un facteur de charge de 30 % sont représentés dans la figure 3.10. Le panneau **a** indique à chaque station la valeur du coefficient a utilisé, compris entre 1,1 et 4,7 suivant les stations.

On observe une tendance systématique à la surestimation du productible par la distribution de Weibull ajustée par maximum de vraisemblance (MLE, fig. 3.10b) ou par les moments (M_1 & M_3 , fig. 3.10c). Pour ces deux méthodes, les erreurs ont la même distribution spatiale mais elles sont plus faibles avec la méthode des moments qui est mieux ajustée sur les vents moyens-forts, ceux qui contribuent le plus à la production. Le biais moyen est de 4,5 % pour la MLE et 3,5 % pour les moments. Il y a respectivement 80 % et 79 % de stations où l'erreur dépasse 2 % en moyenne absolue et les erreurs maximales sont respectivement de 32 % et 17 %.

Avec la méthode de WAsP (fig. 3.10d), la répartition des erreurs est très différente, il n'y a pas de biais systématique et elles sont beaucoup plus faibles : 73 % des stations ont une erreur inférieure à 2 % en valeur absolue. Cependant, il reste des erreurs très importantes dans quelques cas : -9 % à Orange et plus de 50 % pour deux stations dans les Alpes.

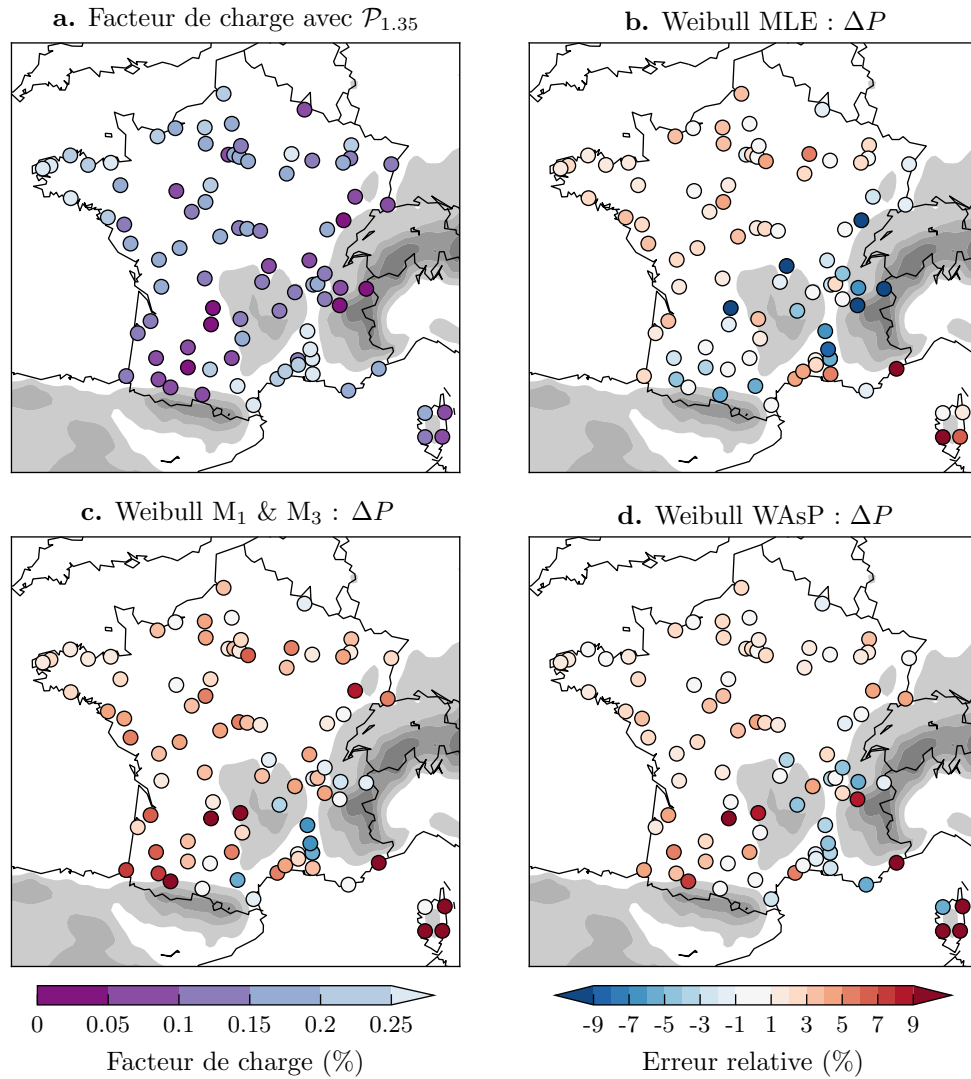


Figure 3.9 – Calcul du productible avec la courbe de puissance $\mathcal{P}_{1.35}$.
a. Facteur de charge observé. **b. – d.** Erreurs relatives en production : $\Delta P_{\text{Weibull}}$ pour la distribution de Weibull ajustée par les méthodes MLE, moments et WAsP.

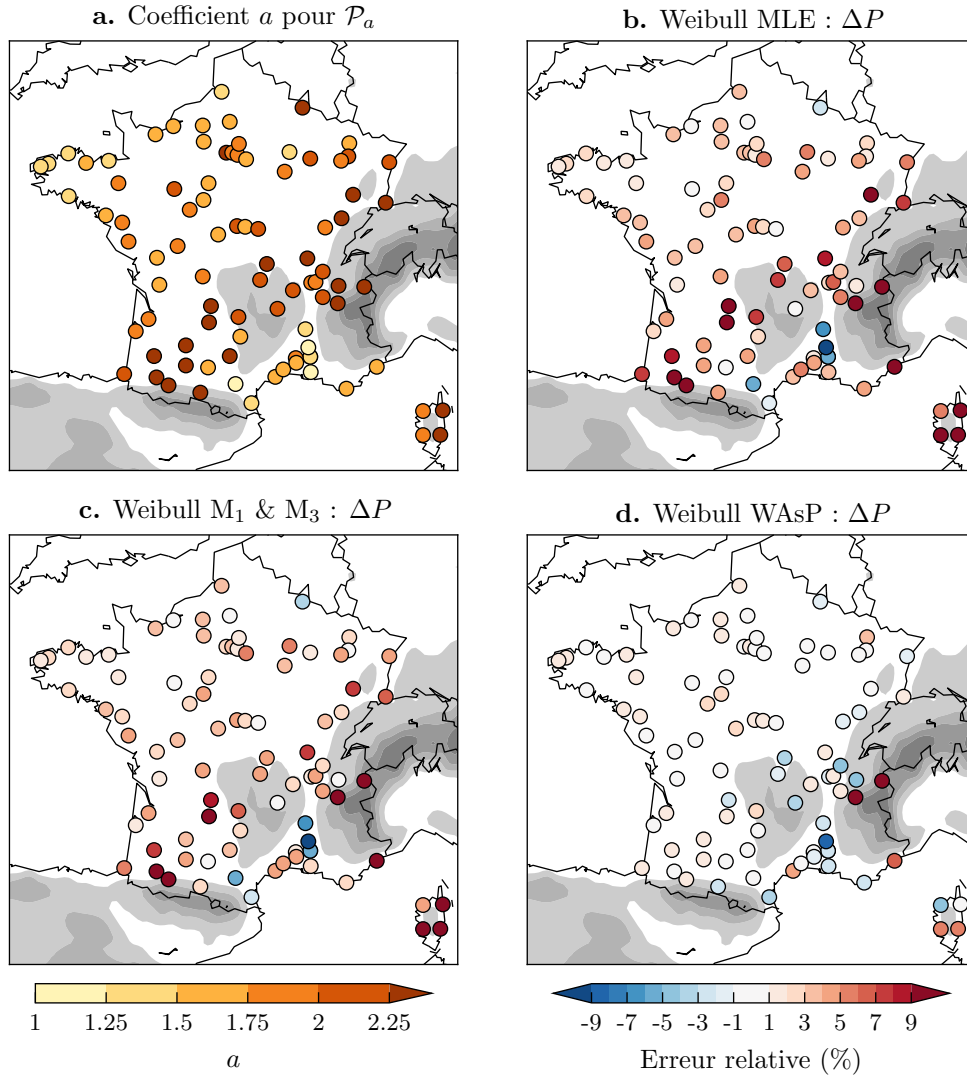


Figure 3.10 – Calcul du productible avec une courbe de puissance \mathcal{P}_a ajustée à chaque station de sorte à avoir un facteur de charge de 30 %.
a. Coefficient a . **b.** – **d.** Erreurs relatives en production : $\Delta P_{\text{Weibull}}$ pour la distribution de Weibull ajustée par les méthodes MLE, moments et WAsP.

De même que précédemment avec l'énergie, on peut voir la corrélation entre ces erreurs et les qualités de l'ajustement de la distribution de Weibull. La figure 3.11a représente les erreurs pour l'ajustement par la méthode des moments en fonction des scores de Cramer-von Mises W_n^2 . On observe encore une très bonne corrélation : les erreurs augmentent quand la qualité de l'ajustement diminue. Il peut cependant y avoir des erreurs plus faibles que celles situées sur la droite où est située la majorité des points. Ces erreurs plus faibles sont dues à des compensations d'erreurs positives et négatives sur différents intervalles de vent.

La figure 3.11b représente de même les erreurs pour l'ajustement par la méthode de WAsP en fonction cette fois-ci des scores d'Anderson-Darling à droite d'ordre 2, r_n^2 . J'utilise r_n^2 pour laquelle la corrélation se voit un peu mieux qu'avec W_n^2 , certainement parce qu'avec cette méthode le début de la distribution peut être très mal représenté au profit de la fin de la distribution. Les erreurs sont faibles quand l'ajustement est bon ($r_n^2 < 100$). Quand r_n^2 augmente, les erreurs ont tendance à être positives autour de 2 %, puis passent à des valeurs plutôt négatives autour de -4 %. Enfin quand l'ajustement devient très mauvais ($r_n^2 > 1000$), les erreurs peuvent prendre de très larges valeurs.

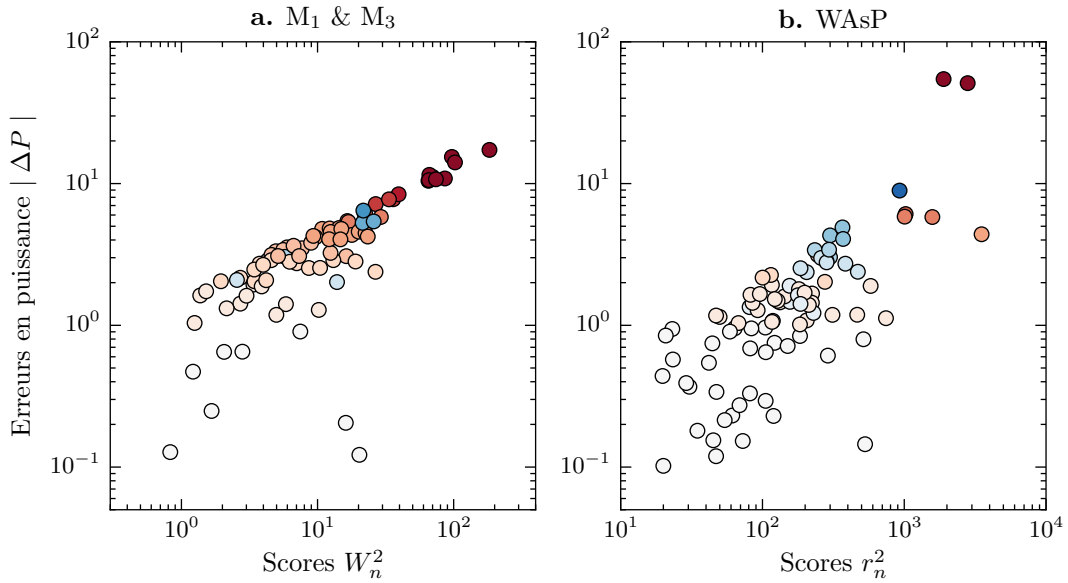


Figure 3.11 – Erreurs relatives sur la production ΔP (en valeur absolue) pour la distribution de Weibull

- a. ajustée par les moments (mêmes couleurs que dans la figure 3.10c), en fonction des scores de Cramer-von Mises W_n^2 ;
- b. ajustée par la méthode de WAsP (mêmes couleurs que dans la figure 3.10d), en fonction des scores AD2R r_n^2 . Échelles logarithmiques.

Interprétations

Concernant l'énergie, nous avons vu précédemment que la distribution de Weibull a tendance à sous-estimer les vents très forts, sauf dans les cas bimodaux comme à Orange, où c'est l'inverse. Les vents très forts ont une faible probabilité, mais cependant, mis au cube, ils pèsent lourd dans le calcul de l'énergie. Ainsi ils expliquent la sous-estimation générale de l'énergie, et la surestimation dans les cas bimodaux. C'est ce qui est représenté dans la figure 3.12 (deuxième ligne), qui montre la contribution à l'énergie de chaque intervalle de vent. Les vents au-delà de $8 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ à Pau ont une probabilité très faible et cependant ils représentent une grosse partie de l'énergie. On voit aussi sur cette figure que, même si les différents ajustements de la distribution de Weibull paraissent très proches dans cette partie de la courbe, une fois multipliées par le cube de la vitesse, les petites différences sur la PDF prennent beaucoup d'ampleur. En particulier, la méthode de WAsP a une distribution de l'énergie beaucoup plus proche de la réalité.

Quand on s'intéresse à l'erreur sur la production, les vents très forts ont moins de poids puisqu'au-dessus de la vitesse de coupure de l'éolienne, il n'y a plus de production. Les courbes de production sont montrées dans la troisième ligne de la figure 3.12. À Pau, la vitesse de coupure de la courbe de puissance ajustée pour atteindre un facteur de charge de 30 % est environ $9 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$, ce qui coupe peu de vents en fréquence mais beaucoup d'énergie. Une sous-estimation des vents forts, et donc de E , va de pair avec une surestimation des vents moyens qui font tourner l'éolienne, ce qui entraîne une surestimation de P . C'est pour cette raison qu'on obtient (avec MLE et moments) des erreurs ΔP du même ordre de grandeur mais de signe opposé aux erreurs ΔE (avec MLE). Avec la méthode de WAsP, les résultats sont par contre différents car l'ajustement de la distribution se fait de manière vraiment différente des deux autres méthodes.

Dans les cas bimodaux, les signes sont inversés car le comportement de la distribution de Weibull est différent. À Orange, elle passe sous le deuxième pic de vent qui représente le gros de la production et donc sous-estime la production. Mais elle surestime les vents très forts donc surestime fortement E . La sous-estimation de la production est cohérente avec les études trouvées dans la littérature : le cas bimodal étudié par Jaramillo et Borja (2004) qui trouvent une sous-estimation de la production de l'ordre 14 % ; et au moins une partie des cas de García-Bustamante *et al.* (2008).

Quand les erreurs sur l'énergie sont nulles (méthodes des moments et de WAsP), cela ne signifie pas nécessairement que la distribution colle bien aux observations, cela est généralement dû à des compensations d'erreurs dans la moyenne. Une fois passé dans le filtre non linéaire de la courbe de puissance, des écarts apparaissent alors. Les erreurs sont tout de même plus faibles, surtout avec la méthode WAsP qui s'ajuste mieux aux vents qui contribuent le plus à la production éolienne.

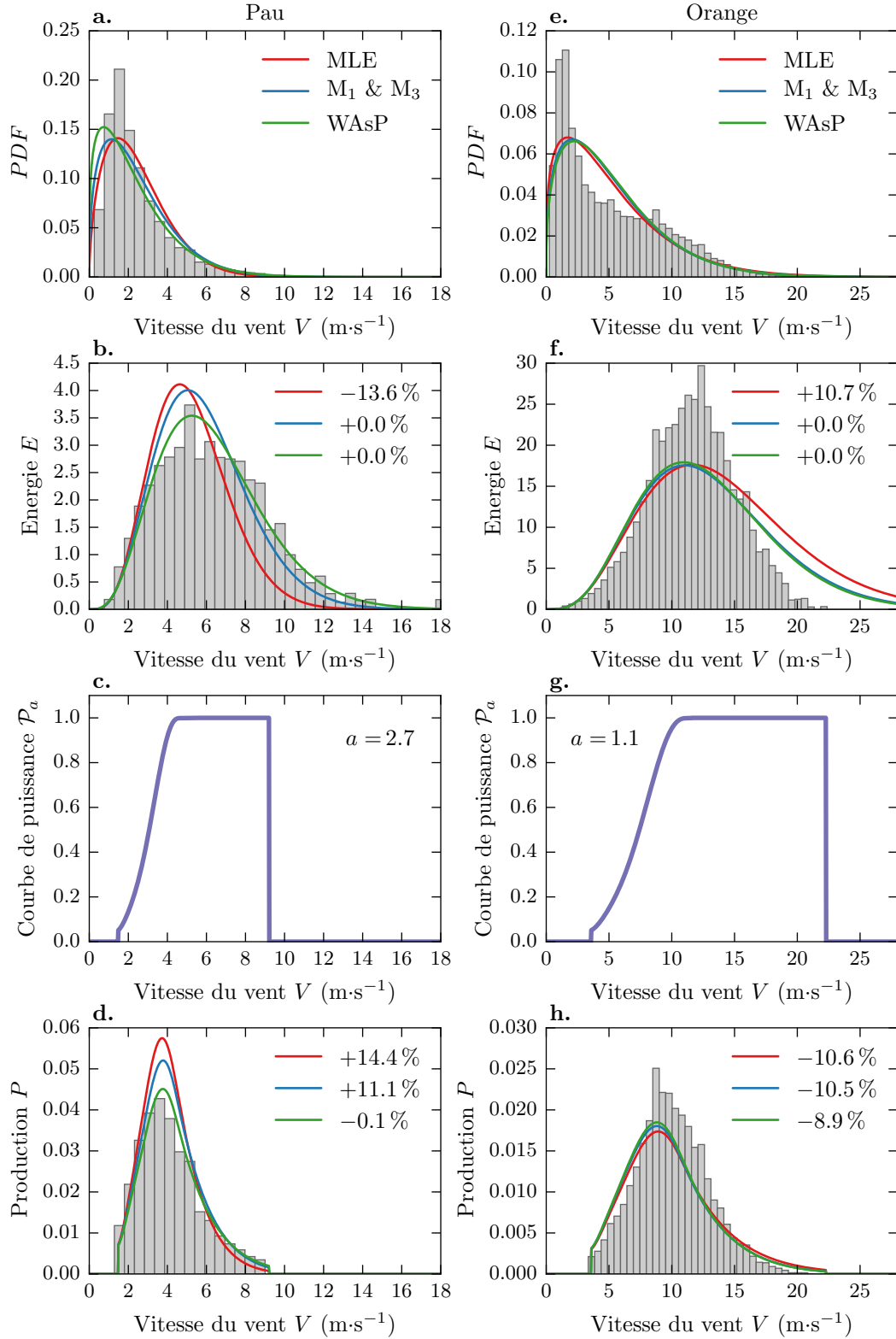


Figure 3.12 – À Pau/Orange : **a/e.** histogrammes du vent observé et densités de probabilité des distributions de Weibull ajustées par maximum de vraisemblance (rouge), moments (bleu) et WAsP (vert) ; **b/f.** contributions à l'énergie E (valeurs de ΔE en légende) ; **c/g.** courbe de puissance adaptée pour avoir un facteur de charge de 30 % ; **d/h.** contributions à la production P (valeurs de ΔP en légende).

3.3.4 Caractéristiques des composantes du vent

Pour mieux comprendre pourquoi la distribution de Weibull ne modélise pas toujours bien les statistiques de vent, et comprendre comment dériver des distributions plus adaptées, nous nous intéressons aux caractéristiques des composantes du vent, u et v , représentées pour Nantes, Pau et Orange dans la figure 3.13.

À Nantes, où la Weibull est bien adaptée, les deux composantes u et v ont des distributions assez proches. Au contraire à Pau et Orange, les deux composantes ont des distributions très différentes avec un écart-type beaucoup plus grand pour une composante que pour l'autre. Cela est dû au fait que le vent a des directions privilégiées, particulièrement à Orange où les vents sont souvent canalisés par la vallée du Rhône, orientée nord-sud. Pour caractériser cette anisotropie du vent j'ai utilisé le rapport de l'écart-type des composantes : σ_u/σ_v (ou l'inverse dans le cas $\sigma_v > \sigma_u$, afin d'avoir une valeur minimum de 1). La valeur de ce ratio est 1,3 à Nantes, 1,7 à Pau et 2,3 à Orange.

Sur la figure 3.13, on a aussi représenté les distributions gaussiennes ajustées sur chaque composante du vent, on se rend compte que les composantes sont assez proches d'une loi normale, mais présentent tout de même de larges déviations avec parfois des pics sur le centre (voir par exemple u pour Pau, v pour Orange), et des sur- ou sous-estimation des queues (voir u pour Pau, u à gauche pour Orange). Pour mesurer ce caractère non gaussien, je calcule pour chaque composante le score d'Anderson-Darling (A_n^2) mesurant la distance entre la distribution gaussienne et la distribution réelle, et je somme, soit $A_n^2(u) + A_n^2(v)$. Le score le plus bas est 11 pour Trappes, où l'on vérifie que les composantes sont effectivement très proches de gaussiennes (figure 3.14a). Le score est un peu plus élevé à Nantes (~ 90) et il est autour de 500 à Pau et Orange. Le score le plus élevé est de 2600 pour Ajaccio, où les composantes n'ont plus grand-chose en commun avec une gaussienne (voir figure 3.14b).

Les valeurs de ces deux caractéristiques sont données à toutes les stations dans la figure 3.15. Le rapport des écarts-types reste assez proche de 1 dans tout le nord-ouest de la France, mais dans le sud il peut prendre des valeurs assez importantes, jusqu'à presque 4 (fig. 3.15a). La figure 3.15b confirme que l'hypothèse gaussienne n'est valide que dans certaines stations du nord de la France et que les déviations sont très importantes surtout à proximité des montagnes.

Ces deux caractères du vent permettent d'expliquer en partie les mauvaises performances de la Weibull. C'est ce que montre la figure 3.16, qui représente les scores W_n^2 et r_n^2 de la figure 3.5 en fonction de ces mesures de l'anisotropie et de l'écart à la gaussienne. Des fortes valeurs de ces deux paramètres sont reliées à des mauvais scores de la distribution de Weibull.

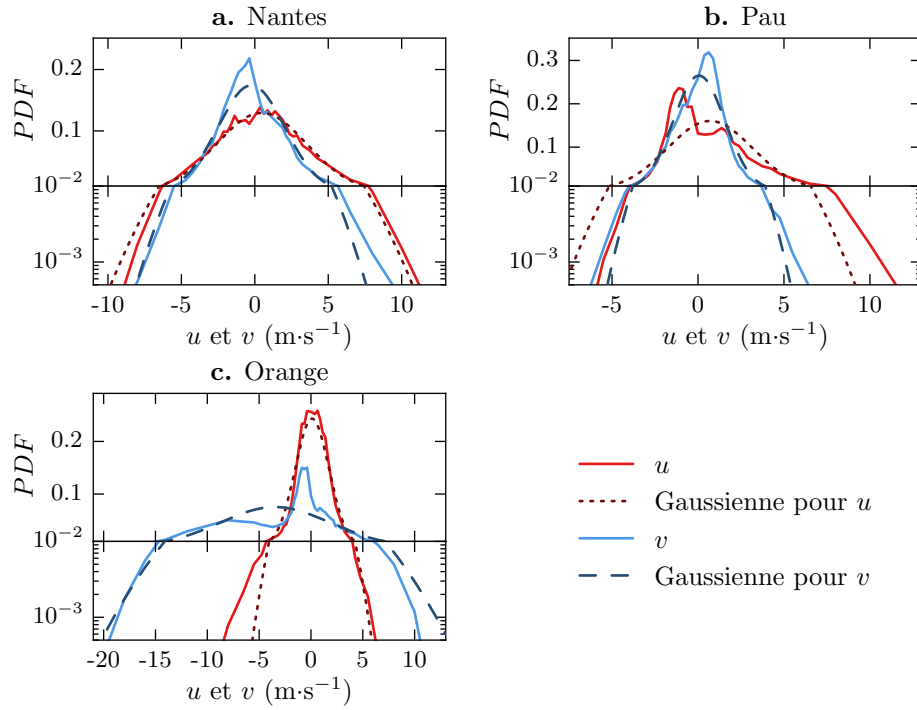


Figure 3.13 – Densités de probabilité des composantes, $PDF(u)$ et $PDF(v)$, à : **a.** Nantes, **b.** Pau et **c.** Orange.

Traits pleins : distributions observées pour u (rouge) et v (bleu).

Traits pointillées : distribution Gaussienne ajustée à chaque composante.

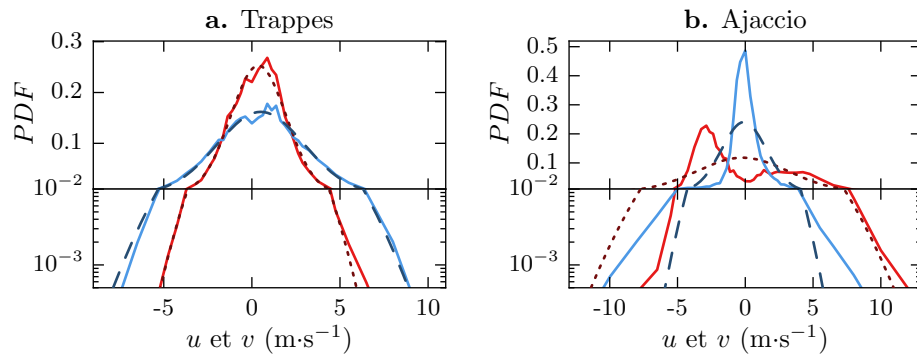


Figure 3.14 – Similaire à la figure 3.13, pour **a.** Trappes (Île-de-France) et **b.** Ajaccio (Corse), où $A_n^2(u) + A_n^2(v) = 11$ et 2600 respectivement.

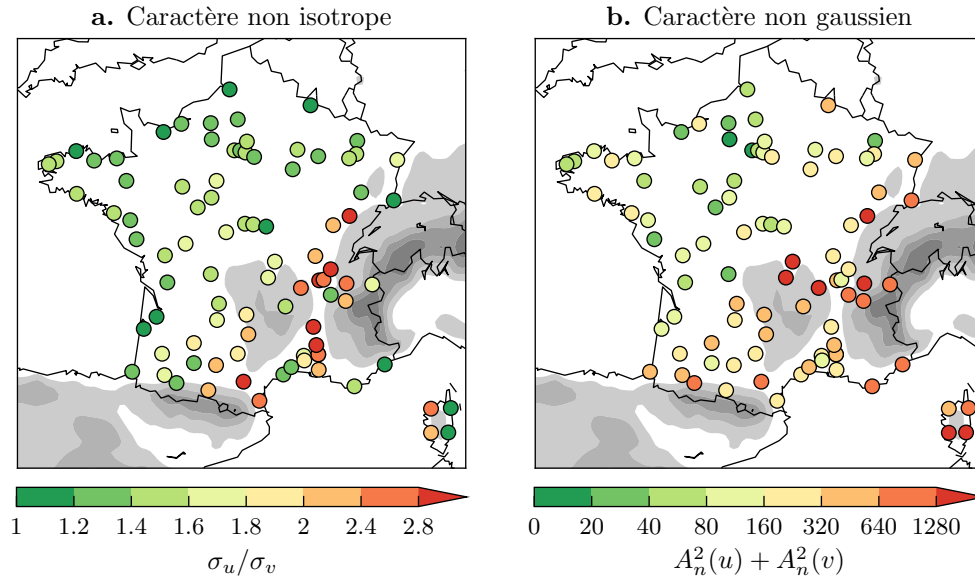


Figure 3.15 – **a.** Caractère non isotrope : rapport de l'écart-type de chaque composante du vent σ_u/σ_v . **b.** Caractère non gaussien des composantes du vent : somme des scores d'Anderson-Darling entre la distribution empirique et une distribution gaussienne pour chaque composante : $A_n^2(u) + A_n^2(v)$.

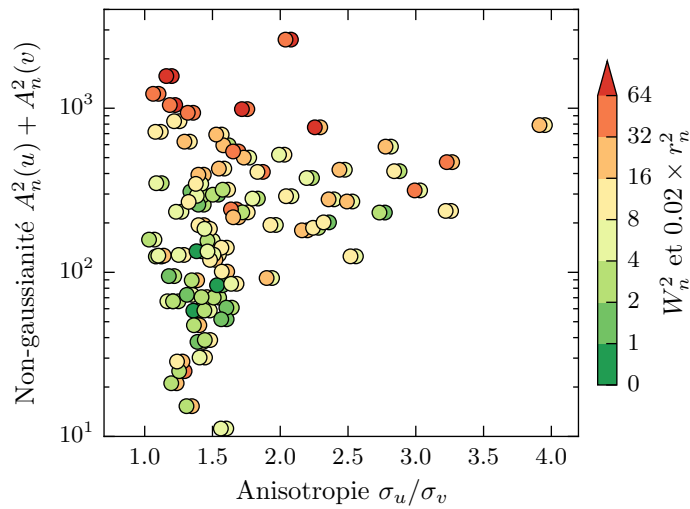


Figure 3.16 – Scores de la figure 3.5 (W_n^2 au premier plan, r_n^2 au second) en fonction des caractères de la figure 3.15.

3.4 Distributions alternatives

Dans cette partie, on dérive des densités de probabilité $p(V)$ pour la vitesse du vent, à partir des densités de probabilité $p(u)$ et $p(v)$ pour les composantes du vent. Elles reposent sur les observations faites au paragraphe précédent sur les caractéristiques d'anisotropie et d'écart à la loi normale de u et v .

La procédure pour passer de $p(u)$ à $p(V)$ est la suivante :

- Sous l'hypothèse d'indépendance de u et v (on a vu qu'à une rotation près, u et v ne sont pas corrélés) : $p(u, v) = p(u) p(v)$.
- On applique un changement des variables cartésiennes vers des variables polaires $(u, v) \rightarrow (V, \phi)$, où $V = \sqrt{u^2 + v^2}$; le jacobien de cette transformation est V . On obtient ainsi la distribution jointe pour V et ϕ : $p(V, \phi)$.
- On intègre $p(V, \phi)$ selon ϕ entre 0 et 2π pour obtenir $p(V)$.

3.4.1 Distribution elliptique

Dans une première approche, on modélise l'anisotropie en considérant une gaussienne bivariable : on suppose que les composantes du vent suivent des distributions gaussiennes de moyenne nulle, mais d'écart-types différents.

Ainsi pour u , de variance σ_u^2 (et de même pour v , de variance $\sigma_v^2 \neq \sigma_u^2$) :

$$p(u) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_u} \exp\left(-\frac{u^2}{2\sigma_u^2}\right). \quad (3.13)$$

La distribution jointe pour u et v est donc :

$$p(u, v) = \frac{1}{2\pi\sigma_u\sigma_v} \exp\left(-\frac{u^2}{2\sigma_u^2} - \frac{v^2}{2\sigma_v^2}\right), \quad (3.14)$$

et après changement de variable en polaire et intégration selon l'angle :

$$p_{\text{ELL}}(V; \sigma_u^2, \sigma_v^2) = \frac{M}{\sigma_u\sigma_v} \exp\left(-S_+ V^2\right) I_0\left(S_- V^2\right) \quad (3.15)$$

où $S_+ = (\sigma_u^2 + \sigma_v^2)/(2\sigma_u\sigma_v)^2$ et $S_- = (\sigma_u^2 - \sigma_v^2)/(2\sigma_u\sigma_v)^2$

$I_0(x)$ est la fonction de Bessel modifiée de première espèce et d'ordre zéro.

On appelle cette distribution "elliptique" dans la suite.

3.4.2 Distribution non-gaussienne

Avec la distribution elliptique ci-dessus, on suppose que les composantes du vent suivent une loi normale, or nous avons vu que ce n'est pas le cas (figures 3.13 et 3.15). Dans une deuxième approche, on utilise les superstatistiques (Beck et Cohen, 2003)

pour modéliser ces écarts à la loi normale. Cette théorie récente consiste à représenter l'état stationnaire au long terme par une superposition d'états pondérés par une certaine densité de probabilité. Ainsi elle permet de prendre en compte le fait que les conditions météorologiques ne sont pas stationnaires et qu'à différentes échelles de temps, le vent présente des statistiques différentes (par exemple, les vents sont plus forts en hiver qu'en été), représentées ici par le fait que l'écart-type σ varie dans le temps.

Superstatistiques pour u

On dérive une équation pour la composante u du vent (idem pour v) avec une méthode de superstatistique similaire à celles trouvées dans [Beck et Cohen \(2003\)](#) ou [Rizzo et Rapisarda \(2005\)](#). La densité de probabilité pour u s'écrit :

$$p(u) = \int f(\beta) p(u; \beta) d\beta, \quad (3.16)$$

où f est la densité de probabilité de la variable fluctuante $\beta = 1/(2\sigma^2)$,
 p est la densité de probabilité de u , en fonction de β .

On suppose que lorsqu'on se restreint à de courtes périodes de temps, la composante du vent suit une loi normale, soit,

$$p(u; \beta) = \sqrt{\frac{\beta}{\pi}} \exp(-\beta u^2). \quad (3.17)$$

Cette distribution dépend de la variable β , qui varie dans le temps. Par exemple, si on calcule une valeur de β pour chaque semaine du jeu de données, on obtient plus de 200 valeurs pour β , dont on peut représenter la distribution statistique. Des exemples pour trois stations sont montrés dans la figure 3.17. On peut observer que β est correctement modélisée par une distribution Gamma, d'où :

$$f(\beta) = \frac{1}{b \Gamma(c)} \left(\frac{\beta}{b}\right)^{c-1} \exp\left(-\frac{\beta}{b}\right), \quad (3.18)$$

où Γ est la fonction Gamma, de paramètre de forme c et de paramètre d'échelle b .

En combinant les équations (3.17) et (3.18) dans l'équation (3.16), on obtient :

$$p(u) = \frac{b^{-c}}{\sqrt{\pi} \Gamma(c)} \int \beta^{c-\frac{1}{2}} \exp\left[-\beta \left(u^2 + \frac{1}{b}\right)\right] d\beta. \quad (3.19)$$

On réalise un changement de variable $t = \beta \left(u^2 + \frac{1}{b}\right)$, d'où :

$$p(u) = \frac{b^{-c} \left(u^2 + \frac{1}{b}\right)^{-c+\frac{1}{2}-1}}{\sqrt{\pi} \Gamma(c)} \int t^{c-\frac{1}{2}} e^{-t} dt. \quad (3.20)$$

On reconnaît dans l'intégrale la définition de $\Gamma(c + \frac{1}{2})$, d'où :

$$p(u) = \sqrt{\frac{b}{\pi}} \frac{\Gamma(c + \frac{1}{2})}{\Gamma(c)} (1 + bu^2)^{-c-\frac{1}{2}}. \quad (3.21)$$

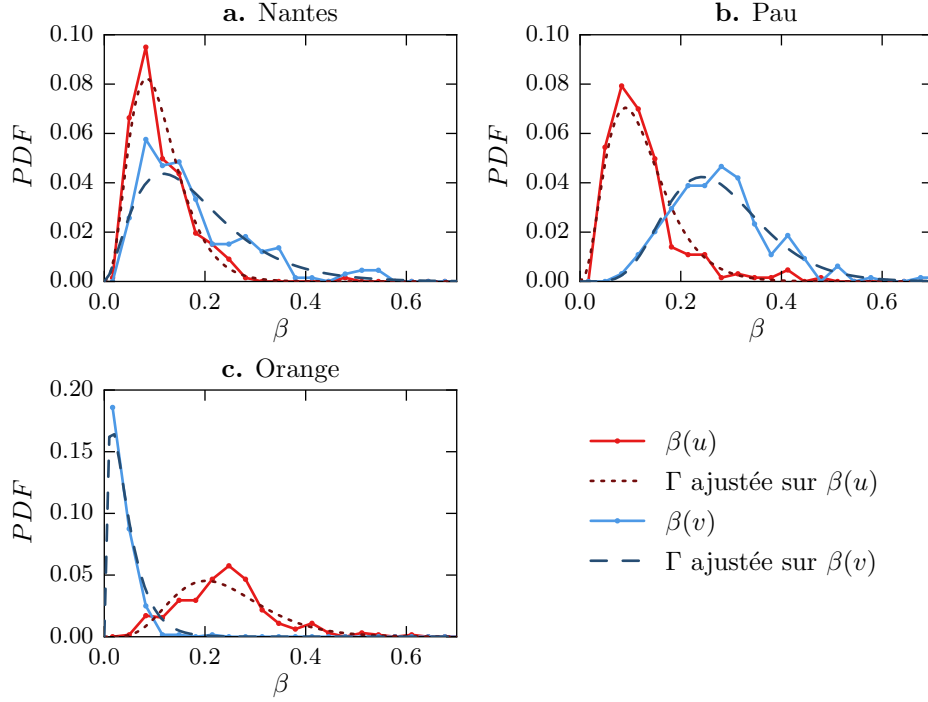


Figure 3.17 – Densité de probabilité de $\beta = [2\sigma^2]^{-1}$ où σ^2 est la variance de u (rouge) ou v (bleu) divisés en intervalles d'une semaine. *Courbes pointillées* : distribution Gamma ajustée à β . Pour les trois stations : **a.** Nantes, **b.** Pau et **c.** Orange.

Superstatistiques pour V

Il s'agit ensuite de combiner les densités de probabilité pour u et v en une densité de probabilité pour la vitesse du vent V . Pour être en mesure de mener les calculs jusqu'au bout, il faut faire l'hypothèse que les composantes u et v ont les mêmes caractéristiques, c'est-à-dire les mêmes paramètres b et c . C'est une hypothèse forte, puisque l'on a vu précédemment que le vent est rarement isotrope, mais malheureusement nécessaire. La distribution jointe s'écrit alors :

$$p(V, \phi) = \frac{b}{\pi} \frac{\Gamma^2(c + \frac{1}{2})}{\Gamma^2(c)} V \left(1 + bV^2 + \frac{b^2 V^4}{4} \sin^2 2\phi \right)^{-c-\frac{1}{2}}. \quad (3.22)$$

Pour intégrer $p(V, \phi)$ par rapport à ϕ entre 0 et 2π , on utilise l'intégrale hypergéométrique suivante (voir par ex. [Erdélyi et al., 1953](#), p. 115, éq. (7)) :

$$\int_0^{\frac{\pi}{2}} (1 - z \sin^2 t)^{-a} dt = \frac{\pi}{2} {}_2F_1 \left(a, \frac{1}{2}; 1; z \right) \quad (3.23)$$

où ${}_2F_1$ est la fonction hypergéométrique.

En utilisant cette formule pour $a = c + \frac{1}{2}$, $z = -\frac{b^2 V^4}{4(1+bV^2)}$, et un changement de variable entre ϕ et t , on obtient finalement :

$$p_{\text{NG}}(V; b, c) = 2b \frac{\Gamma^2(c + \frac{1}{2})}{\Gamma^2(c)} V (1 + bV^2)^{-(c+\frac{1}{2})} {}_2F_1 \left(c + \frac{1}{2}, \frac{1}{2}; 1; -\frac{b^2 V^4}{4(1+bV^2)} \right). \quad (3.24)$$

On appelle cette distribution “non-gaussienne” dans la suite. On voit que l'expression de sa PDF est compliquée, surtout du fait de la fonction hypergéométrique, par conséquent la détermination des paramètres n'est pas aussi rapide que pour les distributions de Weibull ou elliptique.

3.4.3 Distribution de Rayleigh-Rice

Dans une troisième approche, on utilise une superposition de deux distributions pour représenter les régimes bimodaux de vent observés dans le sud-est de la France, comme par exemple à Orange (figure 3.4c). Cette distribution correspond à la superposition, pondérée par un paramètre θ , de deux distributions normales bivariées :

- une distribution de Rayleigh, c'est-à-dire le cas particulier d'une distribution de Weibull pour $k = 2$, ou encore le cas particulier isotrope de la distribution elliptique ci-dessus, $\sigma_u^2 = \sigma_v^2 = \sigma_1^2$, alors $S_- = 0$ et $I_0(S_- V^2) = 1$:

$$p_{\text{Rayleigh}}(V; \sigma_1^2) = \frac{V}{\sigma_1^2} \exp \left(-\frac{V^2}{2\sigma_1^2} \right) \quad (3.25)$$

Cette composante représente les vents aléatoires, isotropes.

- une distribution de Rice, avec des moyennes non nulles $\mu_u \neq \mu_v$ avec $\mu = \sqrt{\mu_u^2 + \mu_v^2}$, et des variances, égales entre elles par simplicité, mais différentes de celle de la Rayleigh, $\sigma_u^2 = \sigma_v^2 = \sigma_2^2$:

$$p_{\text{Rice}}(V; \mu, \sigma_2^2) = \frac{V}{\sigma_2^2} \exp \left(-\frac{V^2 + \mu^2}{2\sigma_2^2} \right) I_0 \left(\frac{V\mu}{\sigma_2^2} \right) \quad (3.26)$$

Cette composante représente les vents forts canalisés par la vallée.

La superposition des deux régimes est pondérée par le paramètre θ , qui correspond à l'occurrence des vents canalisés. La densité de probabilité est alors :

$$p_{\text{RR}}(V; \theta, \sigma_1^2, \mu, \sigma_2^2) = \theta \frac{V}{\sigma_2^2} \exp\left(-\frac{V^2 + \mu^2}{2\sigma_2^2}\right) I_0\left(\frac{V\mu}{\sigma_2^2}\right) + (1 - \theta) \frac{V}{\sigma_1^2} \exp\left(-\frac{V^2}{2\sigma_1^2}\right). \quad (3.27)$$

On appelle cette distribution “Rayleigh-Rice”. Elle dépend de quatre paramètres, au lieu de deux pour les précédentes distributions, ce qui complique un peu l'ajustement de la distribution, mais lui donne plus de flexibilité.

L'algorithme de minimisation a du mal à converger pour quatre paramètres, surtout que le paramètre θ , qui pondère la Rayleigh et la Rice, n'a pas un effet linéaire. Pour remédier à ce problème, on commence par ajuster la distribution avec seulement trois paramètres en ayant fixé une valeur de θ , et ce pour toute une série de valeurs pour θ . Parmi tous ces ajustements on choisit le meilleur et on l'utilise comme point de départ de l'ajustement à quatre paramètres. La convergence est alors rapide.

J'ai aussi testé l'hypothèse $\sigma_1^2 = \sigma_2^2$, ce qui permet de se limiter à trois paramètres et de simplifier l'expression de la PDF,

$$p(V; \theta, \sigma^2, \mu) = \frac{V}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{V^2}{2\sigma^2}\right) \left[(1 - \theta) + \theta \exp\left(-\frac{\mu^2}{2\sigma^2}\right) I_0\left(\frac{V\mu}{\sigma^2}\right) \right], \quad (3.28)$$

cependant cette hypothèse sur les variances est trop forte et ne permet pas de bien prendre en compte les régimes bimodaux du sud de la France. Elle n'est donc pas utilisée dans la suite.

3.5 Performances des distributions alternatives

J'étudie maintenant les performances de ces trois distributions, en les comparant à celles de la distribution de Weibull (section 3.3). Pour les quatre distributions, les densités de probabilité (équations (3.1), (3.15), (3.24) et (3.27)) sont intégrées numériquement pour obtenir les fonctions de répartition (CDF). Notons que la distribution de Weibull, contrairement aux trois autres, possède une expression analytique simple pour sa CDF, cependant ici on la recalcule numériquement, de façon à être cohérent entre les quatre distributions. La CDF est ensuite utilisée pour calculer la statistique ADR (right-tail Anderson-Darling, R_n^2), dont la minimisation sert à ajuster les distributions aux CDF empiriques. Ici, la distribution de Weibull est aussi ajustée par la minimisation ADR (dont on a vu qu'elle est très proche de la méthode du maximum de vraisemblance), afin d'avoir une procédure identique pour toutes les distributions. Après ajustement, j'utilise aussi les statistiques de Cramer-von Mises W_n^2 et d'Anderson-Darling modifié r_n^2 pour mesurer la performance de l'ajustement sur le centre et la queue des distributions.

3.5.1 Écarts à la statistique

Je commence par étudier la performance de ces distributions en terme de distances statistiques, avec tout d'abord, en exemple, les stations de Nantes, Pau et Orange. La figure 3.18 représente les quatre distributions à ces stations, et le tableau 3.4 donne les valeurs des scores W_n^2 et r_n^2 pour chacune de ces distributions.

À Nantes (figure 3.18a), les quatre distributions donnent de très bons résultats, toutes très proches sauf sur la queue où elles diffèrent un peu. Pour le centre, les quatre distributions ont des scores $W_n^2 \leq 2$. Pour la queue, les distributions de Weibull et elliptique sous-estiment les probabilités de vents très forts et ont des scores $r_n^2 > 100$, tandis que les distributions non-gaussienne et Rayleigh-Rice sont mieux ajustées, avec des scores $r_n^2 < 100$.

À Pau (figure 3.18b), le pic très marqué est manqué par la distribution de Weibull, pour laquelle $W_n^2 = 44$. Les trois autres distributions se rapprochent de plus en plus du pic avec des scores W_n^2 de plus en plus petits : 22 pour l'elliptique, 12 pour la non-gaussienne, 7 pour la Rayleigh-Rice. Toutefois, les scores restent au-dessus de 2 et même la Rayleigh-Rice n'arrive pas tout à fait à modéliser le pic. Pour la queue de la distribution, seule la Rayleigh-Rice colle aux observations, c'est la seule distribution à avoir un score $r_n^2 < 100$. On voit que les distributions de Weibull et elliptique sous-estiment beaucoup l'occurrence des vents extrêmes.

À Orange (figure 3.18c), la distribution de vent présente un double pic, pour lequel on a vu que la distribution de Weibull n'était pas adaptée. Dans ce cas aucune des distributions à deux paramètres ne permet de représenter la bimodalité, seule la Rayleigh-Rice en est capable. C'est la seule distribution, et de loin, à avoir des scores $W_n^2 < 2$ et $r_n^2 < 100$.

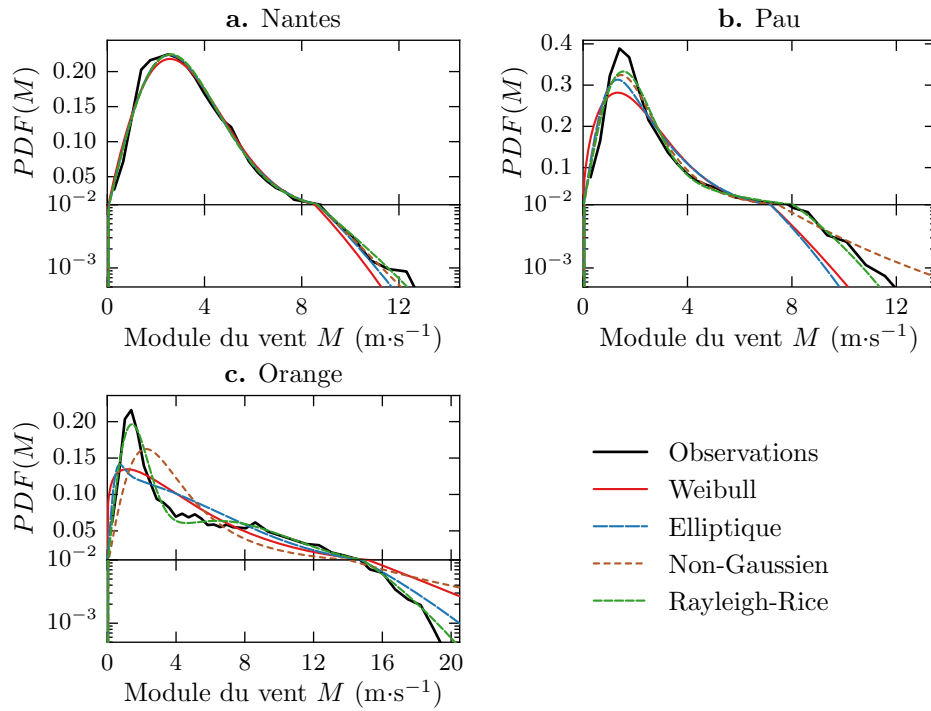


Figure 3.18 – Densités de probabilité du vent à trois stations.

En noir : distributions observées à : **a.** Nantes, **b.** Pau et **c.** Orange.

En couleurs : distributions de Weibull (rouge), elliptique (bleu), non-gaussienne (marron tireté) et Rayleigh-Rice (vert), toutes ajustées aux observations par la méthode de minimisation de ADR.

L'axe des ordonnées est divisé en deux avec une échelle linéaire en haut et une échelle logarithmique en bas pour mieux voir la queue des distributions.

Tableau 3.4 – Scores W_n^2 (Cramer-von Mises) et r_n^2 (right-tail Anderson-Darling of second degree) des distributions de la figure 3.18. Ces scores mesurent la distance entre la distribution et la distribution empirique avec respectivement plus de poids sur le centre ou la queue de la distribution.

	Nantes		Pau		Orange	
	W_n^2	r_n^2	W_n^2	r_n^2	W_n^2	r_n^2
Weibull	2.0	839	43.9	1563	24.2	1458
Elliptical	1.0	392	21.9	4067	43.6	486
Non-Gaussian	0.9	82	11.5	292	91.0	3076
Rayleigh-Rice	0.9	57	7.4	89	1.1	61

Je généralise maintenant à l'ensemble des 89 stations par des comparaisons systématiques des scores de Cramer-von Mises W_n^2 et d'Anderson-Darling modifié r_n^2 . Des scores faibles, c'est-à-dire pour ce jeu de données $W_n^2 < 2$ pour le centre et $r_n^2 < 100$ pour la queue, indiquent une bonne adéquation de la distribution aux observations. De plus, à chaque station, on peut comparer les scores des différentes distributions pour savoir quelle distribution est la plus performante (celle ayant le score le plus bas). On considère que deux distributions sont similaires si les écarts ne sont pas très significatifs, c'est-à-dire un écart inférieur à 2 sur W_n^2 , et inférieur à 100 sur r_n^2 .

Distribution elliptique

Les performances de la distribution elliptique sont indiquées dans la figure 3.19 : le panneau de gauche indique les valeurs des scores W_n^2 (cercles du premier plan) et r_n^2 (cercles au second plan), et le panneau de droite indique quelle distribution, de l'elliptique ou de la Weibull est la plus performante selon la comparaison des scores. Dans le nord-ouest, la distribution elliptique donne de bons résultats (cercles où $W_n^2 < 2$, fig. 3.19a), souvent proches de la Weibull (cercles blancs, fig. 3.19b). Dans le reste de la France, la distribution elliptique est souvent un peu meilleure que la Weibull à décrire le centre de la distribution (cercles bleus, fig. 3.19b). Cependant, même si l'on observe une amélioration par rapport à la Weibull, la distribution est peu satisfaisante car les scores restent assez élevés. Pour la queue de la distribution (cercle à l'arrière-plan), la distribution elliptique est rarement meilleure que la Weibull. Cela est dû au fait que la distribution elliptique suppose que les composantes suivent une distribution gaussienne, alors que c'est rarement vrai ; c'est la raison pour laquelle a été dérivée une distribution non-gaussienne.

Distribution non-gaussienne

Les performances de la distribution non-gaussienne sont données de la même façon dans la figure 3.20. En général dans le nord-ouest, la distribution non-gaussienne donne des résultats similaires à la Weibull pour le centre, mais améliore la représentation de la queue de la distribution (ainsi qu'on l'a observé à Nantes, fig. 3.18a). En effet c'est le caractère non gaussien des composantes du vent qui fait que les queues de distribution de vent ont des probabilités souvent plus fortes que prévues par les distributions de Weibull ou elliptique. Dans le sud, cette distribution est tantôt un peu meilleure que la Weibull, tantôt pire, principalement dans les régions très complexes du sud-est (cercle rouges, fig. 3.20b). Ces stations présentent de fortes anisotropies, avec un ratio σ_u/σ_v supérieur à 2 (cf. fig. 3.15a), ce qui explique pourquoi la distribution non-gaussienne n'est pas adaptée. En effet pour dériver cette distribution il a fallu faire l'hypothèse que les paramètres b et c étaient identiques pour les deux composantes u et v , alors même que c'est rarement le cas. Cette hypothèse, nécessaire, est acceptable dans le nord, mais trop forte pour les stations du sud de la France.

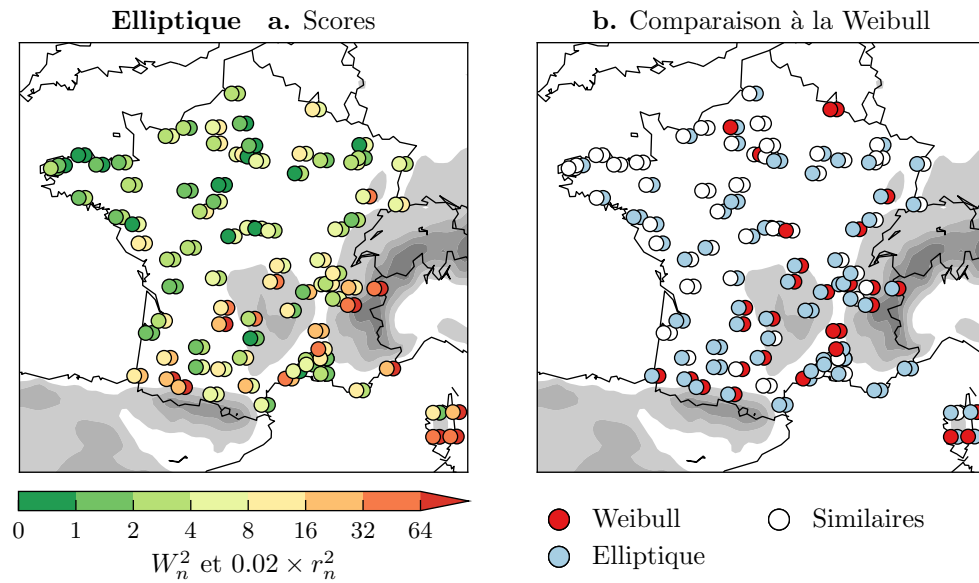


Figure 3.19 – a. Distances de la distribution elliptique aux observations : scores W_n^2 (premier plan) et r_n^2 (arrière plan).

b. Meilleure distribution entre elliptique (en bleu) et Weibull (en rouge) pour le centre/la queue de la distribution (premier/arrière plan), selon la comparaison des scores. Les distributions sont considérées similaires (cercle blanc) si l'écart des W_n^2 (resp. r_n^2) est inférieur à 2 (resp. 100).

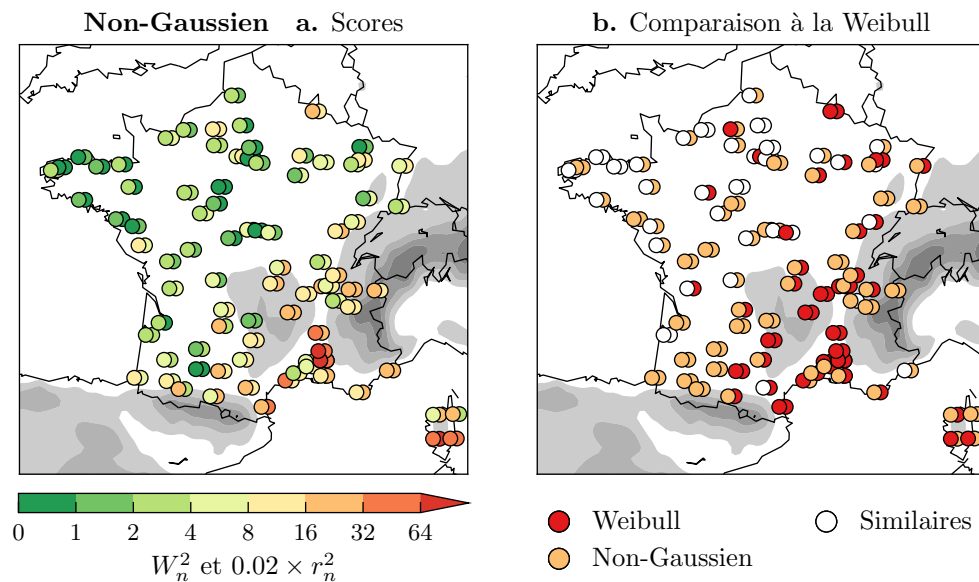


Figure 3.20 – Similaire à la figure 3.19 pour la distribution non-gaussienne (en orange dans le panneau de droite).

Distribution de Rayleigh-Rice

Les performances de la distribution de Rayleigh-Rice sont données dans la figure 3.21. On voit que cette distribution donne des résultats meilleurs ou similaires à la Weibull pour toutes les stations sur le centre de la distribution, et pour 73 sur 89 stations sur la queue (fig. 3.21b). De plus, non seulement cette distribution fait mieux que la Weibull, mais elle s'ajuste très bien à toutes les stations, avec des scores toujours très faibles (fig. 3.21a). Pau, où le pic n'est pas bien représenté par la Rayleigh-Rice, est en fait une exception puisqu'elle fait partie des cinq plus mauvais scores W_n^2 .

La Rayleigh-Rice a été conçue pour les régions de vallées où les vents canalisés créent des distributions bimodales de vent, comme à Orange (fig. 3.18c). Elle est en effet très performante dans ces zones du sud-est où elle améliore considérablement les scores car, contrairement aux trois autres distributions, elle est assez flexible pour s'ajuster aux deux pics de vent. Cependant, même dans les autres régions où les distributions de vent sont plus classiques, la Rayleigh-Rice apporte des améliorations. Donc même quand la distribution n'est pas apparemment bimodale, superposer deux distributions permet de mieux représenter la statistique du vent. Cela est cohérent avec les études de Carta *et al.* (2009) et Akdağ *et al.* (2010) dans lesquelles des distributions mixtes (comme une somme de deux Weibull) sont trouvées plus performantes que la distribution de Weibull non seulement aux stations ayant des distributions bimodales, mais aussi à celles ayant une distribution unimodale.

Résumé

La figure 3.22 résume la comparaison des scores W_n^2 et r_n^2 pour toutes les distributions. Tout d'abord en ne considérant que les trois distributions qui dépendent de deux paramètres (figure 3.22a).

C'est seulement dans le nord-ouest que la distribution de Weibull est la plus performante, et de peu car nous avons vu qu'elles le sont toutes dans cette région. Et c'est sans considérer la queue de la distribution pour laquelle c'est la distribution non-gaussienne qui est en général la plus performante car elle ne sous-estime pas les probabilités de vents forts. Dans le sud-est, la Weibull est parfois la moins mauvaise (ce sont des stations où aucune de ces trois distributions n'est bien ajustée aux observations). Sur le reste de la France, c'est soit l'elliptique soit la non-gaussienne qui est meilleure selon les caractéristiques des composantes du vent (figure 3.15). Prendre en compte les caractéristiques du vent est donc bénéfique pour dériver des distributions plus adaptées, à nombre de paramètres égal, donc même flexibilité. Mais l'apport des ces deux distributions est limité du fait qu'elles prennent en compte seulement l'une des deux caractéristiques.

La figure 3.22b inclut la distribution de Rayleigh-Rice. Elle domine très largement non seulement la Weibull mais aussi l'elliptique et la non-gaussienne. Cette distribution apporte beaucoup de flexibilité pour la modélisation statistique du vent.

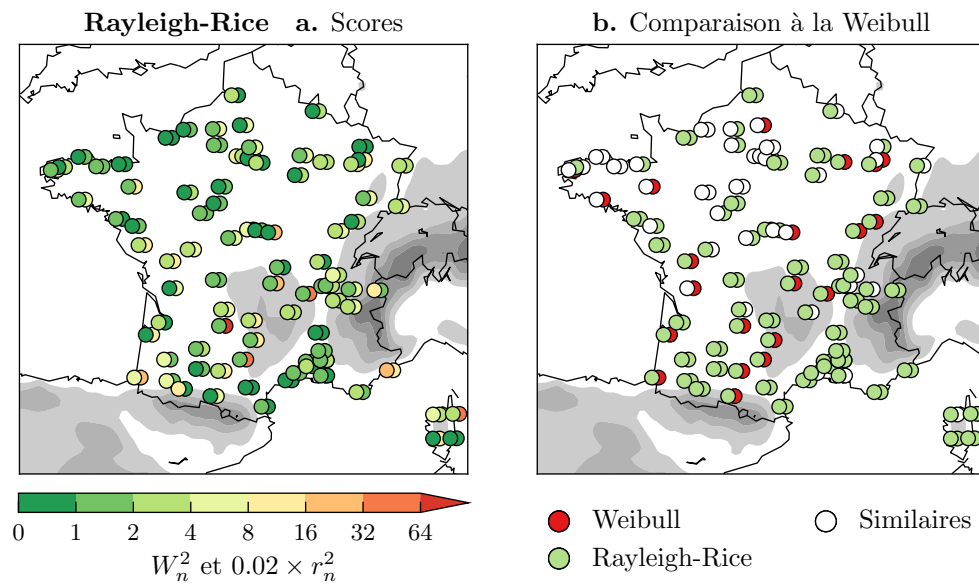


Figure 3.21 – Similaire à la figure 3.19 pour la distribution de Rayleigh-Rice (en vert dans le panneau de droite).

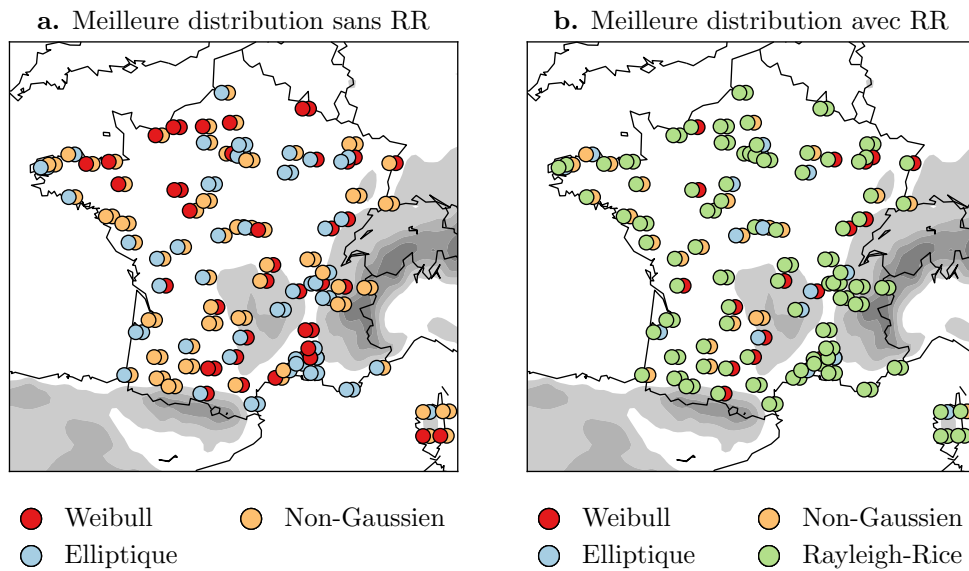


Figure 3.22 – Meilleure distribution sur le centre de la distribution (premier plan, scores W_n^2) et la queue (arrière plan, scores r_n^2)
 a. en comparant uniquement les 3 distributions qui ont 2 paramètres,
 b. en comparant les 4 distributions.

3.5.2 Erreurs en énergie de la distribution de Rayleigh-Rice

Regardons maintenant les erreurs en énergie. Pour simplifier, on ne considère que la distribution de Rayleigh-Rice et non les deux autres, car c'est la seule qui améliore considérablement la modélisation de la statistique de vent comparée à la Weibull.

La figure 3.23a présente les résultats en terme d'énergie disponible. Les erreurs sont beaucoup plus faibles que celles de la Weibull ajustée par MLE, ce qui n'est pas étonnant puisque cette distribution représente beaucoup mieux la statistique du vent. Les erreurs sont inférieures à 3 % en valeur absolue pour trois quarts des stations, mais il y a quelques cas de grosses erreurs (sept stations entre 5 à 10 % et trois au-dessus de 10 %). On peut voir que ces grosses erreurs correspondent aux stations où la Rayleigh-Rice présente des scores r_n^2 élevés.

En termes de production (figure 3.23b), on n'a plus ces grosses erreurs dues à la queue de la distribution. On observe un léger biais positif systématique : il y a une surestimation moyenne de 1,4 %. Mais comme la distribution de vent est bien représentée, il n'y a jamais de gros écarts. L'erreur maximale est de 3,1 % et il n'y a que six stations au-delà de 2 %. Dans cette figure est représenté le cas où la courbe de puissance est ajustée à chaque station de manière à avoir un facteur de charge de 30 %, mais quelle que soit la courbe de puissance, on trouve toujours des résultats très semblables.

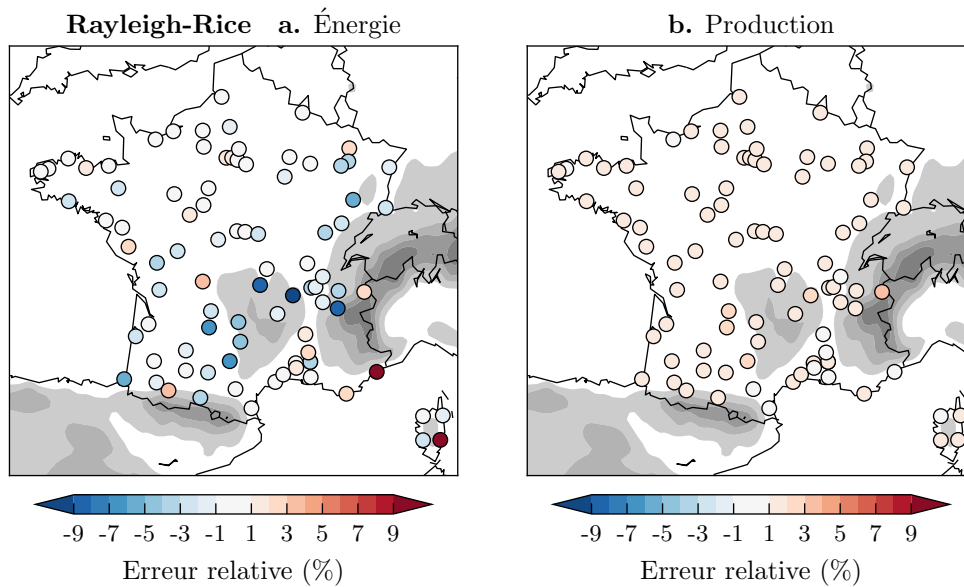


Figure 3.23 – Erreurs dues à la distribution de Rayleigh-Rice :

a. ΔE_{RR} : erreurs relatives sur l'énergie.

b. ΔP_{RR} : erreurs relatives sur la production en ajustant la courbe de puissance \mathcal{P}_a de façon à avoir un facteur de charge de 30 % à chaque station.

3.6 Conclusion

Dans cette étude, je me suis appuyée sur les mesures du vent de surface issues de 89 stations françaises, chacune possédant quatre ans de données horaires, afin d'étudier la distribution statistique des vitesses de vent et sa modélisation par une distribution de Weibull ou trois autres distributions : non-gaussienne, elliptique et Rayleigh-Rice.

La distribution de Weibull donne de bons résultats dans le nord-ouest de la France. Cette zone correspond à des environnements plats, où le vent est peu perturbé par l'orographie. Dans les zones plus accidentées, où le vent peut être très anisotrope et où les composantes du vent s'éloignent de la loi normale, la distribution de Weibull présente des écarts importants par rapport à la statistique observée.

Il y a énormément de façons d'ajuster la distribution de Weibull et ces différentes méthodes peuvent mener à des résultats très différents en énergie. En particulier, la méthode utilisée dans le logiciel WAsP permet un meilleur ajustement de la distribution sur les vents forts qui contribuent le plus à la production. Dans ce cas, il se peut que la distribution représente très mal la statistique réelle de vent sur les vents faibles, par contre il est vrai qu'elle commet des erreurs assez limitées pour le calcul du potentiel. En revanche les autres méthodes usuelles auront tendance à s'ajuster à l'ensemble de la distribution de vent observée et alors, moins la distribution de Weibull est ajustée aux observations, plus les écarts en terme d'énergie disponible et de production éolienne sont importants.

Ainsi, sur la majorité du territoire français, j'estime que la distribution de Weibull aura tendance à largement sous-estimer l'énergie disponible et surestimer le potentiel éolien. Dans certaines stations du sud de la France où le vent présente des distributions bimodales, l'effet est inverse : la distribution de Weibull sous-estime les vents forts et donc le potentiel, ce qui rejoint les conclusions de plusieurs études trouvées dans la littérature. L'estimation de l'erreur sur le potentiel est ici limitée par le fait que ce sont uniquement des mesures de surface qui sont utilisées et que la méthode suppose que la statistique du vent ne va pas être modifiée en altitude (la méthode revient à multiplier toutes les valeurs de vitesses à la surface par un facteur).

Les distributions alternatives ont été utilisées pour mieux prendre en compte les caractéristiques des composantes du vent dans les zones accidentées. La distribution elliptique améliore un peu les scores par rapport à la Weibull surtout dans les zones où le vent est anisotrope. La distribution non-gaussienne améliore peu ou pas les scores comparée à la Weibull. Elle est utile surtout pour améliorer la représentation de la queue de la distribution (corriger la sous-estimation des vents forts) mais est mauvaise dès que le vent est trop anisotrope.

La distribution de Rayleigh-Rice est la distribution la plus performante des quatre pour presque toutes les stations, avec de très bons scores pour l'ajustement. Elle est

particulièrement efficace pour les stations du Sud de la France présentant des distributions bimodales de vent, région pour laquelle la distribution a été pensée, mais elle apporte des améliorations dans toutes les régions. Comme cette distribution est bien ajustée, elle engendre toujours des erreurs très faibles sur la production ; par contre il y a un biais systématique de surestimation d'environ 1,5 %.

Cette étude de la distribution de Weibull montre qu'elle reste un modèle utile et pratique pour représenter approximativement la statistique du vent lorsque l'on n'a pas mieux, ou si l'on a besoin d'un modèle général. Par contre, quand on dispose d'une série temporelle de mesures du vent, notamment dans le cas de l'évaluation du potentiel éolien d'un site, cette série de mesures est bien plus précise que deux paramètres d'une distribution de Weibull et il est dommageable de s'en priver. L'emploi de la distribution de Weibull permet certes de simplifier les calculs, mais la puissance informatique ne justifie plus une telle approximation de nos jours. Il est préférable de s'appuyer sur la série de mesures, sans étape de modélisation statistique qui risque d'engendrer des erreurs. Cela est d'autant plus vrai que les projets éoliens s'éloignent de plus en plus des zones les plus ventées du nord de la France, seules zones où le vent suit réellement une distribution de Weibull.

Cette étude fait l'objet de deux publications :

Drobinski P., C. Coulais et B. Jourdier, 2015. Surface wind-speed statistics modelling: alternatives to the Weibull distribution and performance evaluation. *Boundary Layer Meteorology*. doi: [10.1007/s10546-015-0035-7](https://doi.org/10.1007/s10546-015-0035-7).

Jourdier B. et P. Drobinski, (en préparation). Errors in wind resource and energy yield assessments based on the Weibull distribution.

Partie II**Variabilité et
tendances de la
ressource**

4		Revue sur le climat et la variabilité du vent	91
5		Variabilité interannuelle à décennale du vent	107
6		Tendances et saisons	129
7		Projections en climat futur	151

Chapitre 4

Revue sur le climat et la variabilité du vent

Sommaire

4.1.	Introduction	92
4.2.	Circulation synoptique en Europe	93
4.2.1.	Téléconnections	93
4.2.2.	Oscillation nord-atlantique	95
4.3.	Tendances observées des vents de surface	99
4.4.	Causes des tendances de vent	101
4.4.1.	Causes liées à la surface	101
4.4.2.	Causes liées à l'atmosphère	103
4.5.	Perspectives	105

4.1 Introduction

Pour estimer le potentiel éolien il est important de comprendre ce qu'est le vent, sa variabilité temporelle et ce qui la pilote.

Le vent est un mouvement de masses d'air créé par un différentiel de pression, mais derrière ce mot se cachent beaucoup de réalités différentes car une multitude d'échelles spatiales et temporelles se superposent depuis les grands mouvements à l'échelle planétaire jusqu'aux micro-échelles de l'ordre du mètre et de la seconde.

À l'échelle de la planète, le déséquilibre thermique entre l'équateur et les pôles crée la circulation atmosphérique générale qui permet de redistribuer l'énergie du soleil, reçue majoritairement dans la zone inter-tropicale. Avec la rotation de la Terre, le transport n'est pas direct entre l'équateur et les pôles et se fait via un système de trois bandes de cellules de convection dans chaque hémisphère : les cellules de Hadley entre l'équateur et environ 35° de latitude, les cellules de Ferrel entre 35° et environ 65° de latitude, puis les cellules polaires. Il en résulte, au niveau de la surface dans l'hémisphère nord (et symétriquement par rapport à l'équateur dans l'hémisphère sud), des vents soufflant du nord-est dans la zone tropicale (les alizés), des vents soufflant du sud-ouest aux moyennes latitudes puis des vents de nouveau d'est aux hautes latitudes.

Cette circulation générale est perturbée, notamment aux moyennes latitudes où la confrontation de l'air chaud venu de l'équateur à l'air froid venu du pôle va entraîner la formation de grands systèmes dépressionnaires et anticycloniques, se succédant avec des échelles temporelles de l'ordre de quelques jours. C'est ce qu'on appelle la circulation synoptique, l'échelle synoptique correspondant à plusieurs centaines ou quelques milliers de kilomètres. Aux échelles plus régionales (mésos-échelle), le terrain va jouer un rôle important : les vents sont déviés par les montagnes et peuvent être canalisés par une vallée qui forme un goulet d'étranglement ; près des côtes, les inerties thermiques différentes de la terre et de la mer créent des brises. Enfin, encore plus localement et aux échelles courtes, toute différence de pression créée par les écarts de température va créer des mouvements d'air, jusqu'à la turbulence.

Ce chapitre introductif présente une revue de la bibliographie concernant la variabilité du vent. Une première partie est la description de la circulation synoptique et notamment des téléconnections atmosphériques qui impactent le climat et donc le vent (section 4.2). Ensuite est abordée une question préoccupante pour les industriels et récurrente dans la littérature : la question des tendances de vent. Les études sur le vent ont constaté des baisses du vent de surface au-dessus des terres ces dernières décennies, et ce sur presque toute la planète (section 4.3), et diverses explications ont été avancées (section 4.4).

4.2 Circulation synoptique en Europe

La circulation synoptique détermine le climat européen, dont le vent, et elle est pilotée par les successions de dépressions et anticyclones, qui sont des zones de basses et hautes pressions. L'étude de la circulation repose sur les variables de pression : soit la pression au niveau de la mer (SLP), soit les hauteurs de géopotentiel à une certaine pression, par exemple la hauteur de la couche ayant une pression de 500 hPa (notée Z500). Les anomalies de pression de surface de grande échelle se retrouvent en altitude (avec ou sans décalage horizontal suivant si le système est barocline ou barotrope), donc les études utilisant la SLP et celles utilisant une hauteur de géopotentiel retrouvent les mêmes principaux résultats. Par contre, plus la variable est proche de la surface, plus elle est perturbée par les effets locaux dus au relief.

4.2.1 Téléconnections

L'Europe est influencée par les téléconnections, qui sont des corrélations et anticorrélations à longue distance dans les variables météorologiques, révélatrices de certains états préférentiels de l'atmosphère.

Hémisphère nord

Une première description complète des téléconnections de l'hémisphère nord en hiver a été celle de [Wallace et Gutzler \(1981\)](#), notamment à partir des données de SLP et de Z500, en anomalies mensuelles sur les mois de décembre, janvier et février. Ils se sont appuyés principalement sur des cartes de corrélation par rapport à un point : chaque point de la carte montre la corrélation temporelle entre ce point et un autre point fixe. Ils ont aussi réalisé des analyses en composantes principales (ACP) qui ont fait ressortir les mêmes motifs. Pour la SLP, la principale téléconnection est l'oscillation nord-atlantique (NAO), dipôle sur l'Atlantique. Pour le Z500, il y a cinq téléconnections, dont les centres d'actions sont représentés dans la figure 4.1 :

- EA (*Eastern Atlantic pattern*) : tripôle sur l'est de l'Atlantique et l'Europe ;
- WA (*Western Atlantic*) : dipôle sur l'ouest de l'Atlantique avec une troisième centre, plus faible, sur l'Asie ; relié à la NAO ;
- WP (*Western Pacific*) : similaire à WA mais dans l'océan Pacifique ;
- PNA (*Pacific/North American*) : quadripôle sur le Pacifique et l'Amérique ;
- EU (*Eurasian*) : tripôle sur l'Europe, la Sibérie et le Japon.

Les téléconnections ont aussi été étudiées par [Barnston et Livezey \(1987\)](#) à l'aide de différentes ACP sur la variable Z700, cette fois-ci mois par mois. Ils retrouvent des téléconnections similaires mais avec des variations selon les mois : tous les modes de variabilité n'ont pas la même importance chaque mois et les motifs varient spatia-

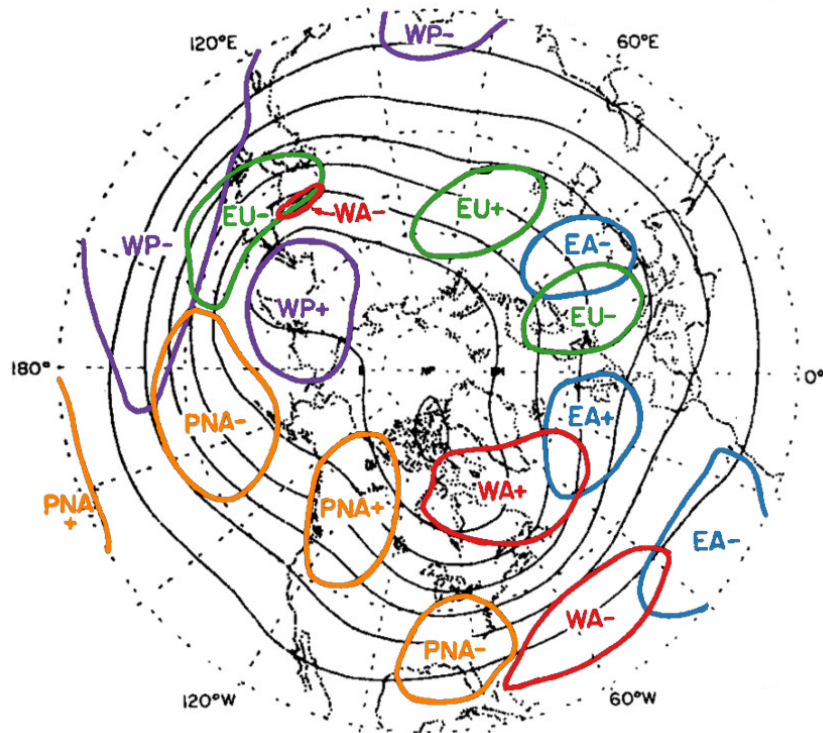


Figure 4.1 – Centres d’actions de téléconnections du Z500 dans l’hémisphère nord en hiver (45 mois de DJF) entre 1962 et 1977. Figure 26 de Wallace et Gutzler (1981).

Fond de carte : contours des continents de l’hémisphère nord avec l’Amérique au milieu en bas, l’Europe de l’ouest à droite (0° de longitude).

Lignes noires : contours du Z500 moyen, intervalles de 120 m.

Couleurs : contours des différents centres d’action des téléconnections WA, EA, EU, WP et PNA (limite de corrélation à 0,6).

lement suivant les mois. La NAO est le seul motif retrouvé dans tous les mois, et souvent comme mode principal. Les douze autres modes n'apparaissent que dans certains mois, les principaux pour l'Europe sont EA et deux motifs eurasiatiques EU1 et EU2.

Région Nord Atlantique – Europe (NAE)

Pour étudier plus spécifiquement le climat européen, on utilise en général une zone couvrant le nord de l'Atlantique et l'Europe. Ce domaine est par exemple (20°–80°N, 90°W–40°E) dans Hurrell (1995), (20°–80°N, 90°W–30°E) dans Cassou *et al.* (2004) ou encore (20°–70°N, 80°W–40°E) dans Vrac *et al.* (2013).

Une analyse en composantes principales fait ressortir les téléconnections à travers les modes dominants de variabilité issus d'une ACP. On retrouve les motifs trouvés dans les analyses sur tout l'hémisphère ; par exemple en hiver, les trois premiers modes de variabilité sont NAO, EA et EU1, aussi appelé SCA (car son centre d'action principal est situé sur la Scandinavie) (Comas-Bru et McDermott, 2014; Moore *et al.*, 2013).

D'autres méthodes peuvent être utilisées à la place de l'ACP, comme le partitionnement (Michelangeli *et al.*, 1995) pour classer les cartes de pression ou géopotentiel en un petit nombre de régimes. Cette technique a été employée en hiver (Cassou *et al.*, 2004) comme en été (Cassou *et al.*, 2005). La méthode n'est pas linéaire contrairement à l'ACP, et les régimes obtenus ont un signe bien défini, contrairement aux modes qui correspondent à des variations positives et négatives autour d'un état moyen. Ils sont aussi reliés aux téléconnections.

Dans toutes les études citées ci-dessus, l'impact des modes de variabilité sur le climat a été étudié à travers leurs liens avec la température et les précipitations, mais pas le vent.

4.2.2 Oscillation nord-atlantique

L'oscillation nord-atlantique (*North Atlantic Oscillation*, NAO) est le principal mode de variabilité de la pression sur l'Atlantique nord et l'Europe, et à ce titre la téléconnection affectant l'Europe la plus étudiée. En hiver elle explique plus d'un tiers des variations de pression sur l'Atlantique nord et influence donc fortement le climat de l'Europe de l'Ouest (Hurrell *et al.*, 2003; Trigo *et al.*, 2002). Elle correspond à des va-et-vient de masses d'air entre le nord et le sud de l'océan Atlantique nord :

- la phase positive de l'oscillation correspond à une dépression très creusée sur l'Islande et un anticyclone très fort sur les Açores. Le gradient de pression entre ces deux régions est plus fort qu'en moyenne et est à l'origine de forts courants d'ouest affectant l'Europe du Nord, où l'hiver est plus humide, plus chaud et plus venté que la moyenne.
- durant la phase négative, ces centres dépressionnaire et anticyclonique sont

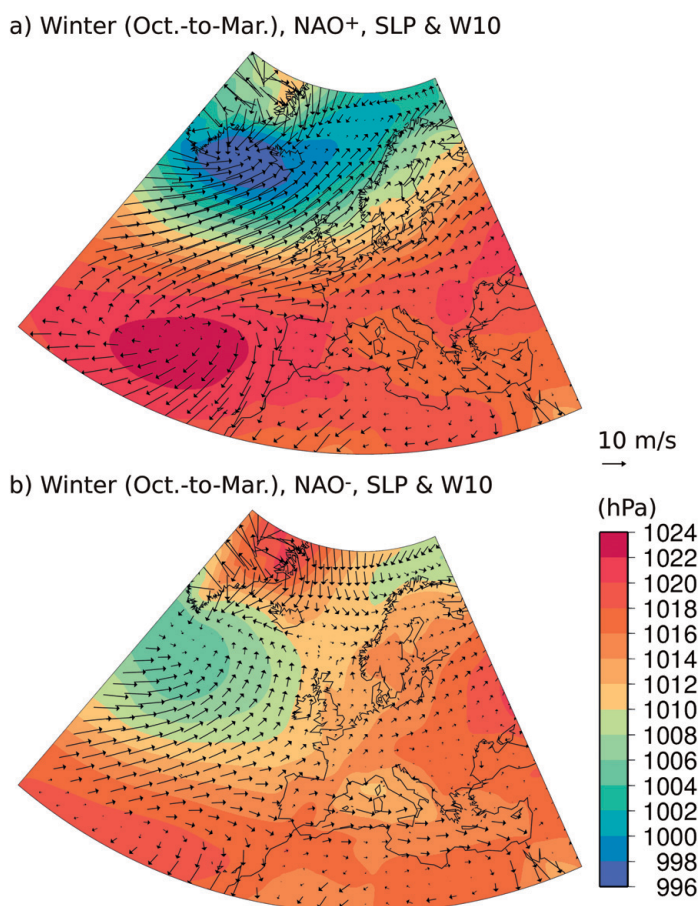


Figure 4.2 – Phases positive (a) et négative (b) de l’oscillation nord-atlantique en hiver (octobre à mars). Figure 1 de Jerez *et al.* (2013).

Moyennes sur 1959–2007 pour les mois où $I_{NAO} > 0.5$ (a) et pour les mois où $I_{NAO} < 0.5$ (b) (indice NAO du NOAA/CPC).

Couleurs : pression de surface (échelle à droite). Flèches : vent à 10 m.

Données SLP et vent issues des réanalyses ERA-40 sur la période 1959–2002 puis des analyses de l’ECMWF sur 2003–2007.

faibles. L'Europe du Nord est alors plus affectée par des courants froids venant de Sibérie, d'où un hiver plus froid et plus sec sur le nord de l'Europe. Les flux d'ouest sont déviés vers le sud, amenant vents et pluies sur l'Europe du Sud.

Ces deux phases sont représentées dans la figure 4.2 avec les valeurs moyennes pour la pression de surface et pour le vent de surface dans chaque phase. Cette figure est extraite de l'étude de Jerez *et al.* (2013) sur l'impact de la NAO sur le vent dans la péninsule ibérique. Le vent y est plus fort durant la phase négative de la NAO. Sur le nord de l'Europe au contraire, les vents sont plus forts durant la phase positive de la NAO (Earl *et al.*, 2013, étude sur le Royaume-Uni).

Sur des zones couvrant la France, l'impact de la NAO sur le potentiel éolien a été étudié par Kriesche et Schlosser (2014). Leurs cartes de l'Europe montrent que la France est juste sur la limite entre le nord de l'Europe où l'énergie éolienne est corrélée positivement à l'indice NAO, et le sud de l'Europe où elle est corrélée négativement.

Indice NAO

Pour caractériser la phase de la NAO, on utilise un indice, généralement mensuel. Mais il n'existe pas de définition unique pour cet indice et il y a de nombreuses façons d'en calculer un.

Une première possibilité, plus historique, est de calculer le différentiel normalisé de pression de surface entre les Açores (ou parfois le Portugal) et l'Islande, c'est le cas pour l'indice de Jones (Hurrell, 1995; Jones *et al.*, 1997) qui sera utilisé dans la suite. Les valeurs hivernales de cet indice sont tracées sur la figure 4.3. On voit que les trois dernières décennies correspondent à de fortes variations de la NAO.

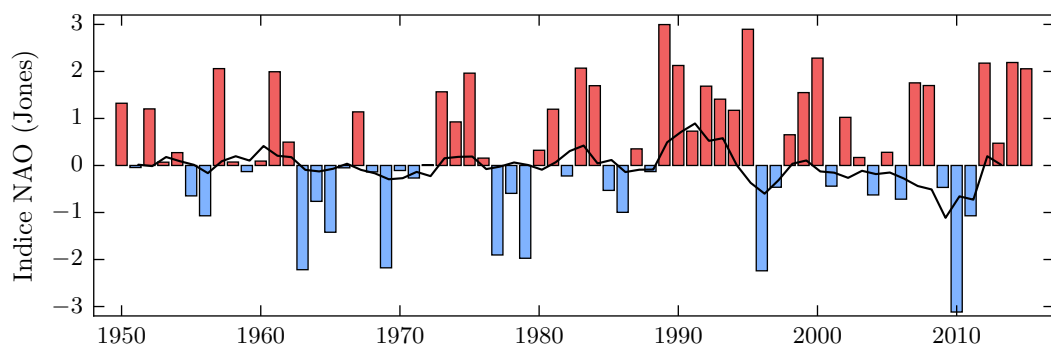


Figure 4.3 – Indice NAO de Jones entre 1950 et 2015. Barres : indice moyenné sur chaque hiver (décembre, janvier et février consécutifs). Trait : moyenne glissante sur 3 ans de l'indice NAO moyenné annuellement.

Une deuxième possibilité est d'utiliser une analyse en composantes principales sur une variable de pression ou de géopotentiel sur le Nord-Atlantique et Europe (par ex. [Hurrell, 1995](#)). La NAO étant le mode dominant de variabilité, la première composante principale est utilisée comme indice NAO. On peut aussi utiliser le partitionnement en régimes, et calculer la fréquence du régime NAO+ par rapport au régime NAO−.

Tous ces indices dépendent des données utilisées, de la fenêtre temporelle considérée, de la fenêtre spatiale (pour ACP ou partitionnement) ou des stations utilisées (pour les différences de pression). Ils ne sont pas tous normalisés de la même façon.

Variabilité de la NAO

La NAO présente des variations à toutes les échelles de temps, journalières à décennales, et on ne connaît pas précisément les mécanismes qui la pilotent ([Hurrell *et al.*, 2003](#)). Cependant on sait aujourd'hui que cette oscillation ne correspond pas juste à un bruit imprévisible de l'atmosphère et la possibilité de prévoir au moins en partie la NAO a relancé les recherches à son sujet. Ainsi certaines anomalies des vents stratosphériques précèdent de quelques semaines des anomalies de la NAO ([Baldwin *et Dunkerton*, 2001](#)). L'océan aussi joue un rôle important et les anomalies de température de surface de l'océan Atlantique à la fin de l'été peuvent renseigner sur la phase de la NAO de l'hiver suivant ([Cassou, 2004](#)). Cependant il n'existe aucune prévision fiable à l'heure actuelle.

Entre 1960 et 1995, l'indice NAO a présenté une forte tendance à la hausse et beaucoup d'études ont cherché à comprendre pourquoi la phase positive de la NAO était de plus en plus favorisée. À l'aide de diverses modélisations, cette hausse de l'indice NAO a été reliée à l'augmentation des gaz à effet de serre à travers la hausse des températures de surface de la mer dans les zones tropicales (par ex. [Cassou *et al.*, 2004](#); [Dong *et al.*, 2011](#); [Hoerling *et al.*, 2011, 2001](#); [Rodwell *et al.*, 1999](#)).

Depuis le milieu des années 1990 cependant, la NAO a connu plusieurs records négatifs, en particulier l'hiver 2009–2010, où 63 jours appartenaient au régime NAO− contre 5 seulement au régime NAO+, ce qui a entraîné un hiver très froid en Europe ([Cattiaux *et al.*, 2010](#)). [Hanna *et al.* \(2014\)](#) ont montré que les indices NAO d'été sont à la baisse tandis qu'en hiver la variabilité de la NAO est croissante. La phase négative de la NAO pourrait être favorisée par la perte de surface de la banquise arctique et le renforcement du blocage au-dessus du Groenland qui lui est associé ([Hanna *et al.*, 2014](#); [Jaiser *et al.*, 2012](#)). Les modifications anthropiques du climat auraient donc des effets contraires sur la NAO.

4.3 Tendances observées des vents de surface

La revue de [McVicar *et al.* \(2012\)](#) a synthétisé les résultats de 148 études récentes ayant établi des tendances pour le vent de surface (principalement vent à 10 m, parfois d'autres hauteurs mais toujours proches de la surface). Les études sont variées en terme de :

- région du globe, principalement Amérique du Nord, Europe et Asie,
- nombre de sites d'observations, entre un et plusieurs centaines par étude,
- période observée, en général au moins 20 ou 30 ans, jusqu'à plus de 100 ans.

La figure 4.4 résume toutes les tendances de cette revue. Le constat général est que les tendances de vent sont très majoritairement négatives : la tendance moyenne (pour les études regroupant plus de 20 sites sur plus de 20 ans) est de $-0,14$ mètres par seconde par décennie (noté $\text{m}\cdot\text{s}^{-1}\cdot\text{dec}^{-1}$). On observe :

- des baisses très fortes (de l'ordre de $-0,2\text{ m}\cdot\text{s}^{-1}\cdot\text{dec}^{-1}$) en Asie, et dans les pays d'Afrique ou d'Amérique centrale et du Sud représentés ;
- des baisses plus faibles (inférieures à $-0,1\text{ m}\cdot\text{s}^{-1}\cdot\text{dec}^{-1}$) en Europe, en Amérique du Nord ou en Australie ;
- des tendances à la hausse dans les hautes latitudes (au delà de 70° N ou S) ; le long de certaines côtes, tendances qui pourraient être liées à des hausses de vent observées sur les océans ([Thomas *et al.*, 2008](#)) ; ainsi qu'en quelques points de la zone Méditerranée et Proche Orient, où les effets régionaux sont particulièrement importants.

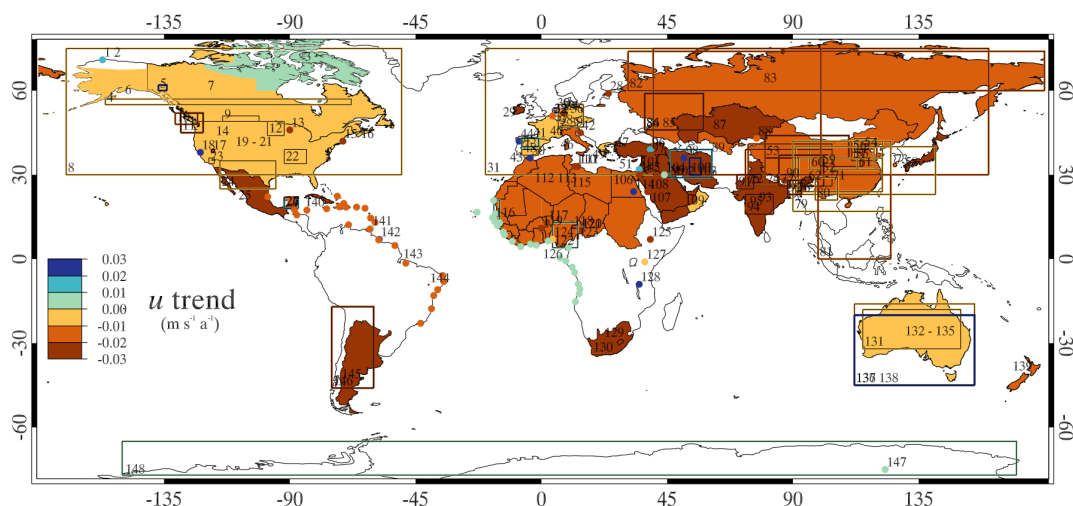


Figure 4.4 – Figure 2 de [McVicar *et al.* \(2012\)](#), résumant des résultats de toutes les études sur les tendances de vent. *Échelle de couleur* : jaune entre 0 et $-0,1\text{ m}\cdot\text{s}^{-1}\cdot\text{dec}^{-1}$, orange entre $-0,1$ et $-0,2\text{ m}\cdot\text{s}^{-1}\cdot\text{dec}^{-1}$, rouge au-delà de $-0,2\text{ m}\cdot\text{s}^{-1}\cdot\text{dec}^{-1}$; hausses en vert et bleu.

Les tendances sont toutes calculées par régression linéaire ordinaire sur les moyennes annuelles de vent. Ainsi, comme le souligne McVicar, l'utilisation de moyennes annuelles masque les variabilités saisonnières et l'utilisation de tendances linéaires masque la variabilité interannuelle au-delà des tendances.

Il est intéressant de noter que McVicar ne s'intéresse pas au vent en lui-même mais à sa contribution aux processus d'évaporation et les tendances du vent permettent d'expliquer les tendances constatées sur l'évaporation (il réalise la revue des études sur les tendances d'évaporation, de la même façon que pour les tendances de vent). Cela confirme ainsi de manière indirecte les tendances de vent observées notamment en Asie. Cependant ce n'est pas le cas pour l'Europe, où les observations de tendances d'évaporation sont très peu nombreuses (aucune en France) et sans cohérence de signe.

Une autre étude importante sur le sujet des tendances de vent (et citée par McVicar) est celle de [Vautard *et al.* \(2010\)](#). Ils utilisent 822 stations de la base de données ISD (cf. annexe A.2), situées principalement en Europe, Asie et Amérique du nord. Les tendances, calculées entre 1979 et 2008, sont très majoritairement négatives (voir le zoom sur l'Europe dans la figure 4.5), cependant on peut voir que la situation n'est pas très claire dans le cas particulier de la France.

Vautard compare les observations aux réanalyses NCEP et ERA-Interim (cf. annexe A.5) respectivement sur 1979 – 2008 et 1989 – 2008. En général les tendances ne sont pas autant à la baisse dans les réanalyses. Quand on considère la France, les tendances annuelles dans les réanalyses sont à peu près nulles.

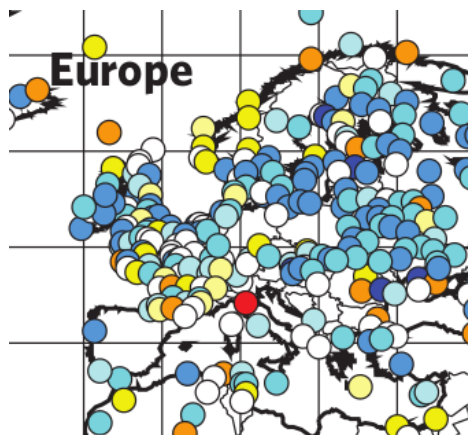


Figure 4.5 – Détail (zoom sur l'Europe) de la figure 1a de [Vautard *et al.* \(2010\)](#), montrant les tendances de vent observées avec la base de donnée ISD entre 1979 et 2008.

Échelle de couleur :

- jaune à rouge pour des hausses de vent ;
- blanc entre $-0,05$ et $0,05 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}\cdot\text{dec}^{-1}$;
- bleus clairs de $-0,05$ à $-0,2 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}\cdot\text{dec}^{-1}$;
- bleu foncé au-delà de $-0,2 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}\cdot\text{dec}^{-1}$.

4.4 Causes des tendances de vent

Pour expliquer ces baisses de vent, de nombreuses causes sont proposées (cf. § 2.4 de [McVicar *et al.*, 2012](#)), les principales causes varient selon les régions, avec des combinaisons de plusieurs effets, ce qui rend difficile le travail d'attribution. Parmi les plus importantes on trouve :

- des modifications de la surface : augmentation de la rugosité à cause de l'augmentation de la végétation et de l'urbanisation (cf. section 4.4.1)
- des modifications de la circulation ou de la composition atmosphérique (cf. section 4.4.2)

On trouve aussi d'autres causes, parmi lesquelles l'extraction d'énergie par les éoliennes, ou encore une augmentation de la disponibilité en eau qui conduirait à moins de transport turbulent.

4.4.1 Causes liées à la surface

L'augmentation de la rugosité pourrait expliquer jusqu'à environ la moitié des baisses de vent dans certaines régions ([Vautard *et al.*, 2010](#)).

Le problème majeur pour confirmer ou infirmer cette hypothèse est le manque de cartes de rugosité au niveau global et même régional. Il existe certaines cartes de données de rugosité, notamment utilisées dans les modèles météorologiques, comme la carte Ecoclimap développée par Météo-France ([Masson *et al.*, 2003](#)). Mais ces cartes sans historique homogène ne permettent pas d'établir des tendances.

Il existe aussi des cartes d'utilisation des sols, comme la base de données *Corine Land Cover* en Europe ; mais là encore il n'y a pas beaucoup d'historique utilisable et de plus le passage vers des valeurs de rugosité n'est pas précis (par exemple une forêt qui a grandi en hauteur garde la même catégorie d'occupation des sols mais correspond à un z_0 plus grand).

Indices de végétation (NDVI, fPAR)

Une manière de contourner le problème est d'utiliser des indices de végétation, sans que ces indices soient reliés à des valeurs de rugosité, pour calculer des corrélations entre végétation et vent. L'avantage est la grande disponibilité de ces indices, calculés à partir des mesures ou images satellites.

Les principaux indices utilisés sont :

NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*) : c'est la différence normalisée de réflectance entre la bande spectrale du proche infrarouge et la bande rouge. Les valeurs typiques sont autour de 0 pour des surfaces nues et s'approchent de 1 pour des surfaces entièrement couvertes de feuilles.

fPAR (*fraction of Photo-synthetically Active Radiation*) : c'est une mesure de l'absorption des radiations, liée à l'absorption de CO₂ par les plantes, dans la bande spectrale visible (400 à 700 nm) utilisée pour la photosynthèse. Les valeurs sont entre 0 (si très peu d'absorption par les plantes) et 1 (si beaucoup d'absorption).

Ces deux indices sont assez équivalents et mesurent l'activité de la végétation. En moyenne, au niveau planétaire, ces indices sont en augmentation. Donohue *et al.* (2009) ont réalisé une revue de treize articles sur les tendances de végétation avec les indices NDVI ou fPAR, montrant que la tendance est globalement à la hausse. L'ordre de grandeur de l'augmentation est de 5 à 13 % sur des périodes de 15 à 22 ans, débutant en 1981 ou 1982.

Vautard *et al.* (2010) corrélient les tendances de vent observées et les indices NDVI autour des stations. Sur leur ensemble de 822 stations, ils trouvent la relation :

$$\delta_V \approx -0,1 - 2,65 \cdot \delta_{\text{NDVI}}$$

où δ_{NDVI} sont les déciles de la tendance de l'indice NDVI d'avril à septembre (valeurs comprises entre -1,5 % et 2,5 % par décennie)

δ_V est la médiane des tendances de vent (en m·s⁻¹·dec⁻¹) parmi chaque décile de δ_{NDVI} .

Il y a donc un lien entre vent et végétation. Cependant on observe que les valeurs de tendances de NDVI sont très dispersées, certaines régions montrant des hausses très importantes, d'autres non, voire des baisses (notamment en Europe de l'Ouest). Seules 62 % des stations ont un indice NDVI croissant, tandis que les tendances de vent sont presque exclusivement négatives. De fait la relation ci-dessus montre que même en l'absence de tendance de NDVI, il y a en moyenne une tendance négative de vent. La végétation ne peut donc pas expliquer à elle seule les baisses de vent.

Études numériques

Une autre solution pour étudier l'influence de la rugosité est d'utiliser des modèles numériques. Il faut cependant noter que dans ces modèles, le profil vertical du vent est paramétré par des équations du type $\ln(\frac{z}{z_0})$, il est donc évident qu'une augmentation de la rugosité z_0 va causer une baisse de vent. Ces études sont idéalisées mais permettent toutefois de donner des ordres de grandeur.

Bichet *et al.* (2012) ont réalisé une étude numérique à l'aide du modèle climatique global ECHAM5, sur la période 1975 – 2005. Ils trouvent que, pour atteindre la baisse de vent de 0,27 m·s⁻¹ observée en Europe sur cette période de 30 ans, il est nécessaire de multiplier la longueur de rugosité z_0 par 1,7.

Dans une expérience un peu similaire avec le modèle MM5, sur une région couvrant l'Europe de l'Est et l'Asie Centrale, Vautard *et al.* (2010) montrent que multiplier la rugosité par un facteur environ 2 réduirait le vent d'environ -0,26 à -0,33 m·s⁻¹.

Ces deux études concordent sur l'ordre de grandeur de 2. Ceci correspond à un doublement de hauteur pour des cultures ; ou la transformation d'une zone de buissons ou jeunes arbres en une forêt. Si ces changements ont pu s'opérer en divers endroits, il semble peu réaliste d'avoir un doublement en moyenne, en tout cas en France.

Urbanisation

De même que la végétation dans les zones rurales, l'urbanisation dans les zones péri-urbaines va augmenter la rugosité et peut donc jouer un rôle dans les baisses de vent. Cette hypothèse a été étudiée dans plusieurs études sur la Chine en comparant les tendances de vent des zones urbaines à celles des zones rurales. Il en ressort que l'effet de l'urbanisation est assez faible (Guo *et al.*, 2011; Xu *et al.*, 2006), alors même que la Chine a vécu une très forte urbanisation à partir des années 1980. Mais même une très forte urbanisation ne peut être l'unique cause des baisses de vent très importantes enregistrées dans cette région. Selon l'étude numérique de Bichet *et al.* (2012), pour obtenir les baisses de vent mesurées, il faudrait multiplier z_0 par un facteur 4,5. Cependant, dans la région de Pékin, l'effet de l'urbanisation est tout de même évalué à $-0,05 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}\cdot\text{dec}^{-1}$, soit un cinquième de la baisse observée sur cette région (Li *et al.*, 2011).

4.4.2 Causes liées à l'atmosphère

Des baisses de vent peuvent aussi être expliquées par des modifications dans la circulation atmosphérique régionale. Elles peuvent aussi être liées à un phénomène planétaire, par exemple McVicar *et al.* (2012) mentionne l'extension spatiale des cellules de Hadley et la diminution du vent zonal dans les moyennes latitudes, phénomènes liés à la diminution du gradient thermique entre l'équateur et les pôles (les pôles se réchauffant plus vite que l'équateur).

Les aérosols, c'est-à-dire les particules en suspension dans l'atmosphère, peuvent avoir des impacts sur le vent (Jacobson et Kaufman, 2006). Il y a d'abord un effet direct : pendant la journée les particules bloquent les radiations solaires et réchauffent l'atmosphère, ce qui a pour effet d'accroître la stabilité thermique de l'atmosphère. Une meilleure stabilité réduit la turbulence verticale et en particulier réduit le transport descendant de quantité de mouvement vers la surface.

Il peut aussi y avoir des effets indirects : l'un est le fait que les aérosols servent comme noyau pour la formation de gouttes de pluie, donc une augmentation des aérosols peut augmenter les nuages et de ce fait modifier le climat local ou régional.

Un autre effet indirect des aérosols est celui démontré sur la Chine en été par Xu *et al.* (2006) : la pollution atmosphérique bloque les radiations solaires et provoque donc un refroidissement de la Chine centrale. Cela diminue le gradient de température entre la terre et l'océan (Mer de Chine et Océan Pacifique Nord-Ouest, qui de plus tendent eux à se réchauffer), ce qui affaiblit la mousson dans cette région.

Cette explication rejoint l'étude de [Bichet *et al.* \(2012\)](#), étude numérique de sensibilité des vents à la température de surface de la mer (SST) d'une part et aux aérosols d'autre part. Plusieurs simulations climatiques entre 1970 et 2005 sont réalisées avec le modèle climatique ECHAM5, avec des forçages extérieurs de SST et d'aérosols soit constants, soit variables avec le temps. Leur comparaison indique que les aérosols sont indispensables pour expliquer la baisse de vent en Chine. Sur d'autres régions en revanche c'est plutôt le forçage par la SST qui est prédominant dans les variations de vent. C'est le cas pour l'Amérique du Nord, et dans une moindre mesure pour l'Europe (toutes les simulations y sont assez proches).

D'autres modifications dans la circulation atmosphérique régionale sont sans lien avec les aérosols. Par exemple en Chine, en hiver, la baisse de vent est reliée au changement climatique : le réchauffement plus rapide des terres du nord de la Chine par rapport à l'océan Pacifique Sud entraîne une diminution dans le gradient de température entre ces deux régions, d'où un affaiblissement de la mousson ([Xu *et al.*, 2006](#)). En hiver comme en été des modifications de gradients de températures ont comme conséquence des baisses de vent, mais leurs origines sont différentes.

En Europe, les baisses de vent sont d'une part beaucoup plus faibles qu'en Asie et d'autre part très petites comparées à la variabilité interannuelle du vent ; il est donc difficile de dégager de telles attributions. De plus, les études considérant des modifications de la circulation régionale s'intéressent en général uniquement aux variables de température et de précipitation et non au vent.

4.5 Perspectives

Dans cette seconde partie de la thèse, je m'intéresse à la variabilité de la ressource éolienne sur la France. Pour cela j'analyse des données de vent de surface issues d'observations et de modèles météorologiques. J'utilise le vent de surface (à 10 mètres au-dessus du sol) à défaut d'autres données, même si l'industrie éolienne est plus intéressée par le vent aux environs de 90 mètres. En effet la hauteur standard des mesures de vent dans les stations météorologiques est de 10 mètres et l'on dispose de très peu d'observations plus haut. Dans les sorties des modèles météorologiques, le vent est disponible sur plusieurs niveaux verticaux mais ces niveaux, dépendants de la pression, ne sont pas à une hauteur fixe au-dessus du sol, et de plus les premiers niveaux disponibles sont souvent bien plus hauts que 90 m et en dehors de la couche limite. Par contre tous les modèles donnent le vent à 10 m, ce qui permet de comparer les modèles entre eux et aux observations.

Dans un premier temps, dans le chapitre 5, je caractérise la variabilité interannuelle du vent, sur 20 à 60 ans, en regardant notamment ses liens avec l'oscillation nord-atlantique. Ceci permet de mieux évaluer la variabilité de la production éolienne à laquelle peuvent s'attendre les industriels et permet de mieux cadrer les enjeux de l'étape d'extrapolation temporelle des mesures lors de l'évaluation du potentiel.

Dans le chapitre 6, je m'intéresse à la question des tendances de vent, non seulement en moyennes annuelles comme cela a été fait dans la littérature, mais aussi en moyennes mensuelles, en établissant des liens avec le cycle saisonnier et avec la circulation synoptique. La méthodologie développée sur le climat passé est ensuite appliquée aux scénarios pour le climat futur dans le chapitre 7.

Chapitre 5

Variabilité interannuelle à décennale du vent

Sommaire

5.1.	Introduction	108
5.2.	Observations et réanalyses	108
5.2.1.	Sélection des stations d'observation	109
5.2.2.	Traitement des données	110
5.2.3.	Biais des réanalyses	110
5.2.4.	Représentation du cycle saisonnier	112
5.2.5.	Corrélations entre observations et réanalyses	114
5.3.	Variabilité interannuelle du vent	115
5.3.1.	Variabilité entre 1990 et 2010	115
5.3.2.	Variabilité décennale	118
5.3.3.	Conséquences pour la production	118
5.3.4.	Conséquences pour l'extrapolation temporelle	121
5.4.	Rôle de l'oscillation nord-atlantique	123
5.4.1.	Corrélations annuelles	123
5.4.2.	Saisons	124
5.4.3.	Modulation long-terme de la NAO en hiver	125
5.5.	Conclusion	128

5.1 Introduction

Dans ce chapitre je m'intéresse à la variabilité interannuelle du vent. Comprendre la variabilité est important pour savoir à quelles variations de production on peut s'attendre et pour savoir comment la prendre en compte correctement lors de l'évaluation initiale du potentiel.

Dans un premier temps, la section 5.2 compare de diverses manières les cinq jeux de données de vent utilisés dans cette thèse et aussi dans l'industrie éolienne : observations issues des stations Météo-France et diverses réanalyses.

La section 5.3 étudie la variabilité interannuelle du vent sur 21 ans puis sur 60 ans et en tire des enseignements pour l'industrie éolienne, pour une meilleure prise en compte de la variabilité du vent lors de l'évaluation du potentiel. Cela permet de répondre à certaines questions laissées ouvertes lors de la présentation de l'étape d'ajustement long-terme (cf. section 1.4), concernant les données et la période de référence à utiliser dans les méthodes de mesure-corrélation-prédiction (MCP).

Nous avons vu dans le chapitre 4 que l'oscillation nord-atlantique est le mode de variabilité dominant du système climatique européen. Son indice est souvent utilisé comme indicateur de la variabilité éolienne au Royaume-Uni ou au Danemark. La section 5.4 analyse la part de responsabilité de l'oscillation nord-atlantique dans la variabilité interannuelle du vent en France.

5.2 Observations et réanalyses

Dans ce chapitre, j'utilise les mesures de vitesse de vent de surface (vent à 10 mètres au-dessus du sol) issues de la base d'observations ISD (cf. annexe A.2). J'utilise aussi quatre réanalyses : NCEP, ERA-Interim, MERRA et ERA-20C, décrites en annexe A.5 (résumé de leurs principales caractéristiques dans le tableau A.2).

Toutes ces réanalyses sont quadrijournalières, sauf MERRA qui est horaire. Les observations sont elles aussi horaires mais en réalité toutes les heures ne sont pas présentes à part pour les plus récentes années. J'utilise donc les horaires 0 h, 6 h, 12 h et 18 h pour tous les jeux de données.

Dans un premier temps je compare les observations aux réanalyses sur leur période commune, ce qui permet d'évaluer la qualité des différentes réanalyses puis éventuellement de les utiliser sur des périodes où il n'y a pas d'observation disponible.

5.2.1 Sélection des stations d'observation

La sélection des stations françaises au sein de l'ensemble des stations de la base ISD se fait en fonction de la disponibilité des données :

- (i) Pour conserver un mois de données à une station, j'impose une disponibilité minimum de 50 % pour chaque heure (0 h, 6 h, 12 h et 18 h). Ceci permet de s'assurer que le cycle diurne est assez bien représenté. Par exemple cela retire certains mois n'ayant aucune (ou presque) observation à minuit.
- (ii) Pour conserver une année de données à une station, il faut que tous les mois satisfassent la condition (i) et il faut de plus une disponibilité globale sur l'année de 85 % au minimum. Ceci permet de s'assurer qu'il n'y a pas trop de données manquantes et qu'on représente bien le cycle saisonnier avec tous les mois présents. On remarque que l'année 1989 est retirée à presque toutes les stations parce que certains mois manquent.
- (iii) Pour conserver une station sur une période donnée, je mets une condition sur le nombre minimum d'années présentes au sens de la condition (ii) sur cette période.

Sur la période 1990–2010, avec ces conditions et en ne conservant que les stations dont les 21 années sont présentes au sens de la condition (ii), il reste 49 stations. Ces années correspondent à la période commune à tous les jeux de données (ERA-20C se termine en 2010) en éliminant la période avant 1990, qui est plus douteuse pour les observations. En effet, Météo-France a changé tous les anémomètres de ses stations en 1989 (c'est probablement la raison pour laquelle l'année 1989 présente de gros trous à toutes les stations) ; or, comme nous le verrons au chapitre suivant, ce changement a introduit une petite rupture dans les données. Cette perte d'homogénéité nous conduit à ne garder que les données à partir de 1990, qui sont plus sûres. Les stations sont réparties sur l'ensemble de la France comme on peut le voir sur la figure 5.1 où elles sont représentées.

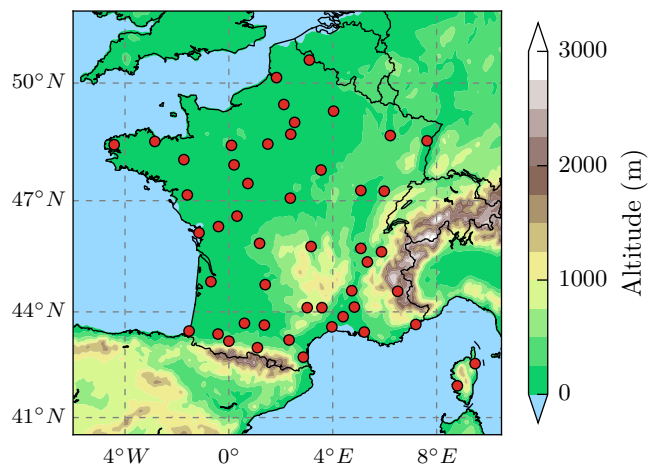


Figure 5.1 – Topographie de la France et emplacement des 49 stations retenues sur la période 1990–2010.

5.2.2 Traitement des données

Le traitement des séries de vitesses de vent V issues soit des observations, soit des réanalyses, est le suivant :

(i) *Restriction des données.*

Soit on utilise les années entières (série entière notée V^{an}), soit on restreint chaque année à un seul mois calendaire (série de tous les mois notée V^{mois}) pour étudier les variations saisonnières.

(ii) *Opération sur chaque année.*

Avec les données de chaque année (environ 1460 données si on travaille sur l'année ou environ 120 si on a restreint à un mois), on peut calculer la moyenne, notée M , ou bien des centiles. On obtient alors une série de 21 valeurs annuelles (pour la période 1990-2010).

(iii) *Opération sur la série de valeurs annuelles.*

À partir de cette série X on peut calculer la moyenne temporelle, notée $\langle X \rangle$, l'écart-type, noté $\sigma(X)$, la tendance linéaire, notée $\delta(X)$, ou encore le coefficient de corrélation avec une autre série Y , noté $r(X, Y)$. Pour ces deux derniers cas, on obtient aussi les valeur-p de la tendance ou de la corrélation, qui nous renseignent sur leur significativité.

Sur la période 1990-2010, la précision des observations est de $1 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ et il y a des données manquantes, contrairement aux réanalyses. Pour comparer les deux types de données, j'extrais pour chaque station la série de vent au point le plus proche de la grille de chaque réanalyse. Pour évaluer si les arrondis et les données manquantes ont un effet sur les résultats, j'effectue un traitement semblable pour les séries issues de réanalyses : je les arrondis au mètre par seconde et je retire les pas de temps absents des observations. Je trouve toujours des résultats très proches entre ces séries de réanalyses modifiées et les séries de réanalyses brutes, ce qui indique que ces limites des observations n'affectent pas les résultats.

5.2.3 Biais des réanalyses

Le vent annuel moyen, $\langle M^{an} \rangle$, pour les observations et les réanalyses est représenté dans la figure 5.2. On voit l'effet de la résolution horizontale dans les réanalyses : notamment les contours côtiers sont de mieux en mieux représentés entre NCEP, ERA-20C, ERA-Interim et MERRA. Cependant une bonne résolution ne suffit pas puisqu'on voit aussi que MERRA, qui a la résolution la plus fine, surestime largement le vent. Pour mieux se rendre compte des erreurs entre les réanalyses et les observations, les biais sont représentés dans la figure 5.3.

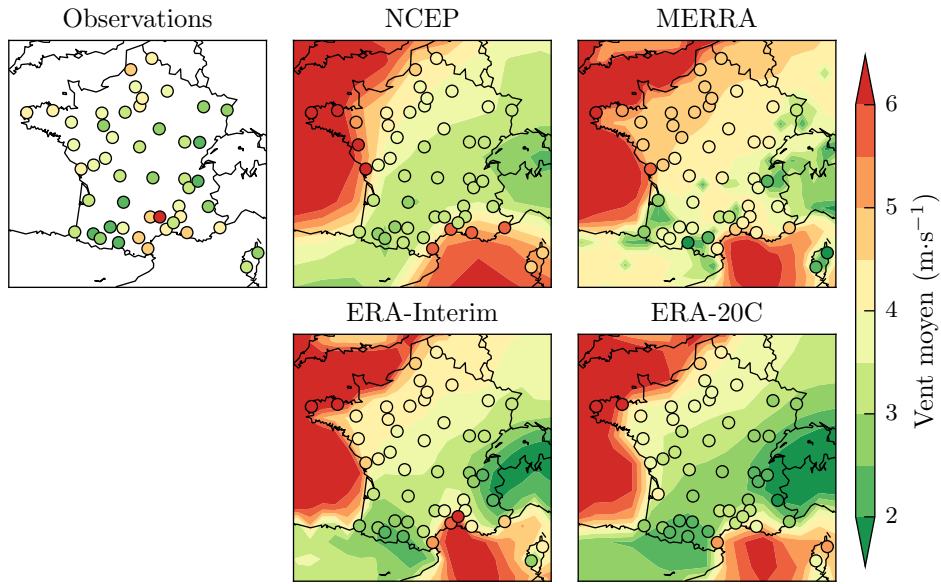


Figure 5.2 – Vent moyen, $\langle M^{an} \rangle$, dans les observations et les réanalyses. Pour les réanalyses, les points correspondent aux séries de vent extraites au point de grille le plus proche de la station et traitées comme les observations (en arrondissant les données et en retirant les mêmes pas de temps).

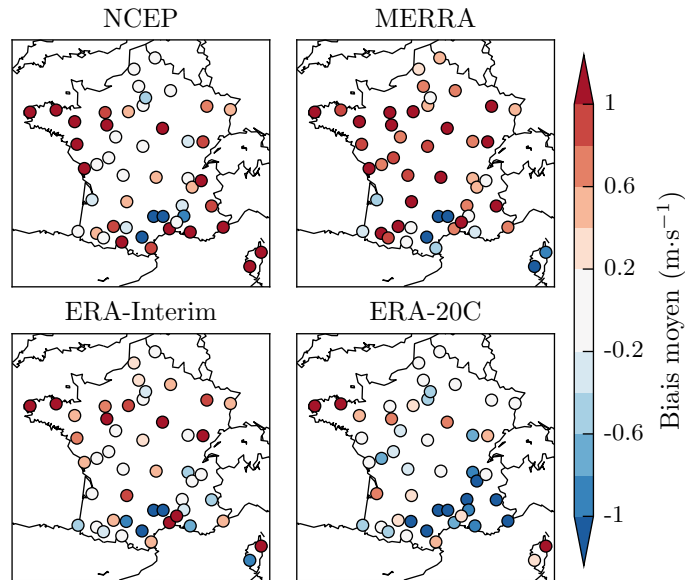


Figure 5.3 – Biais de la figure 5.2 : différence entre le vent moyen des réanalyses et le vent moyen observé à chaque station, $\langle M^{an}_{rea} \rangle - \langle M^{an}_{obs} \rangle$

Dans NCEP on constate des biais supérieurs à $1 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ le long des côtes et dans le sud-est du fait de la résolution trop grossière (la Bretagne notamment est considérée comme la mer dans la grille du modèle). Par contre pour les stations dans les terres, les biais sont faibles, inférieurs à $0,4 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ en valeur absolue.

Dans MERRA il y a une forte surestimation à presque toutes les stations ; le biais médian sur les stations est de l'ordre de $0,8 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$.

ERA-Interim et ERA-20C sont plus proches des observations avec des biais proches de zéro en moyenne sur toutes les stations mais avec toujours des biais importants à certaines stations. Le vent est plutôt surestimé dans ERA-Interim (biais médian de $0,2 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$) et plutôt sous-estimé dans ERA-20C (biais médian de $-0,1 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$).

5.2.4 Représentation du cycle saisonnier

Les moyennes du vent pour chaque mois sont résumées dans la figure 5.4. Les boîtes à moustaches y représentent la dispersion spatiale sur l'ensemble des 49 stations. On peut voir que le cycle saisonnier est surestimé dans NCEP (fort biais positif en hiver, biais négatif en été), et que MERRA surestime le vent dans tous les mois, mais surtout en hiver. Dans ERA-Interim et ERA-20C, les biais sont assez constants toute l'année.

Cependant cette figure cache de grosses disparités car le cycle saisonnier du vent est très variable d'une région à l'autre. Il est très visible dans le nord de la France, caractérisé par un vent en moyenne plus fort et surtout plus variable les mois d'hiver comparé aux mois d'été. En exemple, je l'ai représenté à la station de Paris (aéroport de Roissy) dans la figure 5.5, les boîtes à moustaches représentent cette fois la variabilité interannuelle pour chaque mois. L'écart-type des moyennes mensuelles $\sigma(M^{\text{mois}})$ est de l'ordre de 15–20 % du vent moyen en hiver et plutôt de l'ordre de 10 % en été. Dans les réanalyses, comparées aux observations, l'écart entre hiver et été a tendance à être surestimé (le cycle saisonnier est plus fort) surtout dans NCEP et MERRA.

Dans le sud-ouest de la France, le cycle est un peu décalé avec des maxima de vent plutôt au printemps qu'en hiver (non montré). Dans la zone méditerranéenne, dans les stations soumises au mistral ou à la tramontane, qui soufflent toute l'année, le cycle saisonnier s'affaiblit ou disparaît, comme à Marseille (fig. 5.6). Dans ces régions au relief complexe, les réanalyses (surtout NCEP) représentent souvent mal la variabilité saisonnière des observations, du fait de leur résolution trop grossière.

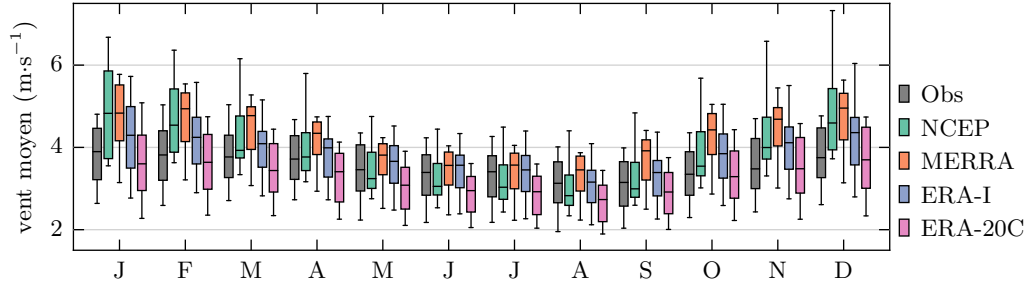


Figure 5.4 – Vent moyen mensuel $\langle M^{mois} \rangle$ pour chaque mois pour les 5 jeux de données. Les boîtes à moustaches représentent la dispersion spatiale au sein des 49 stations : la boîte représente les quartiles (P25, médiane et P75) ; les moustaches les premiers et derniers déciles (P10 et P90).

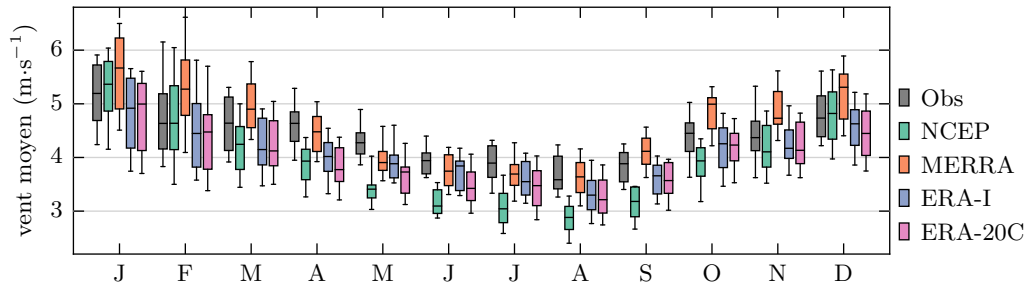


Figure 5.5 – Cycle saisonnier à la station de Paris-Roissy. Les boîtes à moustaches représentent la dispersion de M^{mois} sur les 21 ans : la boîte représente les quartiles (P25, médiane et P75) ; les moustaches les premiers et derniers déciles (P10 et P90).

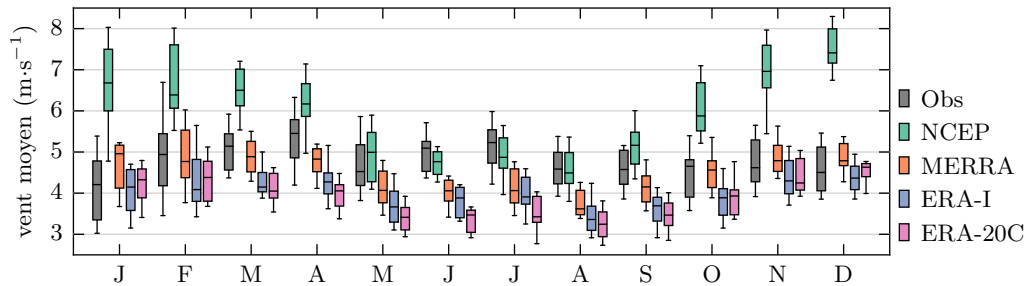


Figure 5.6 – Similaire à la figure 5.5 pour Marseille-Marignane.

5.2.5 Corrélations entre observations et réanalyses

Pour comparer les observations et les réanalyses, je m'intéresse aussi aux corrélations de leurs séries annuelles de vent, $r(M_{\text{obs}}^{\text{an}}, M_{\text{rea}}^{\text{an}})$. Elles sont représentées dans la figure 5.7. Les corrélations sur les moyennes annuelles ne sont pas très fortes mais tout de même significatives à plus de 90% pour la plupart des stations. Les corrélations sur les moyennes mensuelles sont meilleures (non montrées).

Les corrélations sont plutôt meilleures au nord qu'au sud, ce qui n'est pas étonnant au vu de la topographie complexe du sud de la France qui va créer des effets locaux et méso-échelle plus importants qu'au nord. Les valeurs sont assez semblables pour les quatre réanalyses, mais légèrement plus fortes avec ERA-Interim.

De toutes ces comparaisons, il ressort qu'ERA-Interim est la réanalyse la plus proche des observations. NCEP est limitée par sa résolution grossière surtout proche des côtes et des reliefs. MERRA est limitée par sa tendance à surestimer le vent, surtout en hiver, mais présente tout de même de bonnes corrélations avec les observations. ERA-20C est très proche d'ERA-Interim, ce qui n'est pas étonnant puisque ces deux réanalyses proviennent de deux versions d'un même modèle. ERA-20C est un peu moins performante du fait de sa plus faible résolution spatiale et de son assimilation d'un nombre plus limité de données.

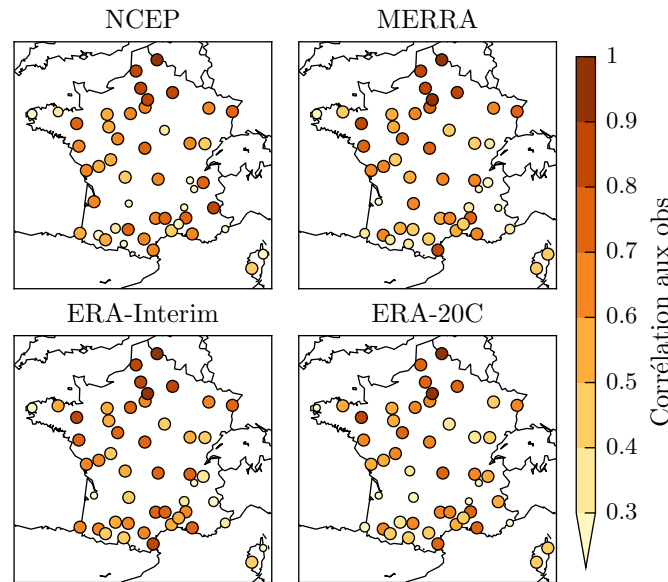


Figure 5.7 – Corrélation des séries de vent moyen annuel entre réanalyses et observations, $r(M_{\text{obs}}^{\text{an}}, M_{\text{rea}}^{\text{an}})$. La taille des points correspond à la significativité de la corrélation : inférieure à 70 % (petite taille), entre 70 % et 90 % (taille moyenne) et supérieure à 90 % (grande taille).

5.3 Variabilité interannuelle du vent

Intéressons-nous maintenant à la variabilité interannuelle du vent, tout d'abord sur la période 1990–2010, couverte par tous ces jeux de données (section 5.3.1) puis sur plusieurs décennies (section 5.3.2). Cela permet de répondre à certaines questions sur l'extrapolation temporelle des mesures de vent (section 5.3.4).

5.3.1 Variabilité entre 1990 et 2010

Une première façon de caractériser la variabilité interannuelle est de considérer les tendances sur les moyennes annuelles de vent, $\delta(M^{\text{an}})$. Elles sont montrées pour tous les jeux de données dans la figure 5.8. On observe des tendances à la baisse sur le nord de la France et des hausses sur le sud. On trouve des différences significatives d'amplitude des tendances entre les observations et les réanalyses.

Ces tendances sont calculées sur seulement 21 ans, elles ne sont donc pas forcément le signe de tendances sur le long terme. Les tendances sur une période plus longue feront l'objet d'une étude approfondie dans le chapitre 6.

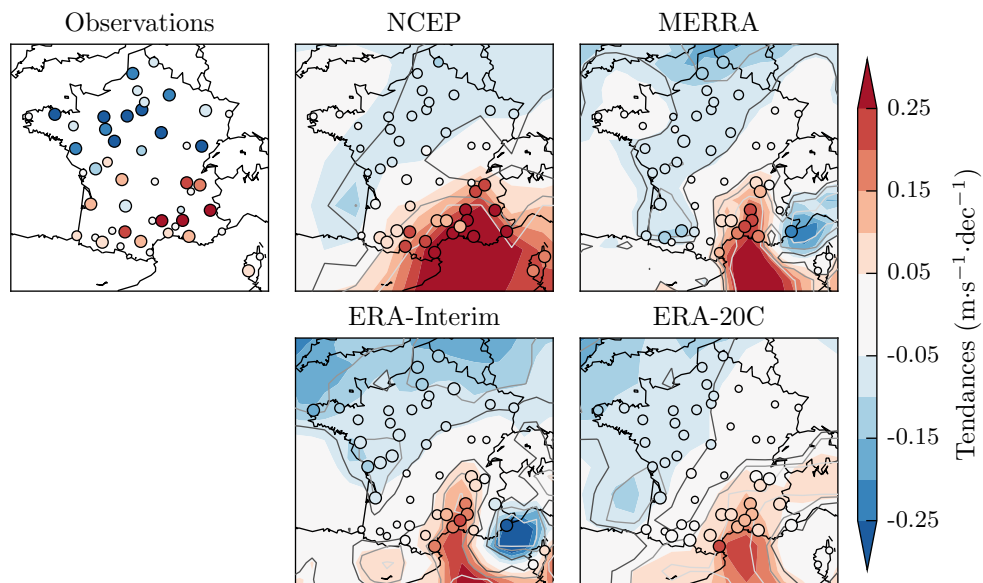


Figure 5.8 – Tendances du vent annuel moyen, $\delta(M^{\text{an}})$. La taille des points correspond à la significativité de la tendance : inférieure à 70 % (petite taille), entre 70 % et 90 % (taille moyenne) et supérieure à 90 % (grande taille). Sur les cartes, les contours gris foncé, gris clair et blanc indiquent les limites de significativité à 70 %, 90 % et 99 %.

Regarder la tendance réduit toute la variabilité à un seul chiffre. Pour mieux comprendre ces tendances, j'étudie la variabilité interannuelle, exprimée en termes d'anomalies de vent par rapport à la moyenne (pour s'affranchir du fait que la moyenne est très différente selon les stations). À chaque station, la série des moyennes annuelles est :

$$M^{\text{an}}(a) = \langle M^{\text{an}} \rangle + M'(a) \quad (5.1)$$

M' est l'anomalie de la série M^{an} par rapport à la moyenne sur toutes les années $\langle M^{\text{an}} \rangle$ (moyenne montrée dans la figure 5.2).

Pour représenter cette variabilité interannuelle, j'ai réduit la variabilité spatiale en regroupant les stations en trois grandes régions qui présentent des variations interannuelles similaires. Les trois régions sont montrées dans la figure 5.9. Elles ont été déterminées par un algorithme de classification en fonction des variations normalisées de ERA-Interim. Le groupe "Nord" compte 24 stations du nord de la France. Le groupe "Sud-Ouest" compte 11 stations du sud de la France. Le groupe "Sud-Est" compte 10 stations du pourtour méditerranéen, dans les vallées du Rhône et de l'Aude. J'exclus les deux stations corses et deux stations dans les Alpes qui présentent des variations très différentes du reste des stations.

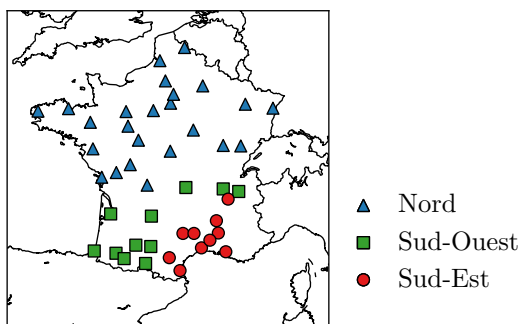


Figure 5.9 – Carte de la France indiquant les trois groupes régionaux de stations classées selon leur variabilité interannuelle du vent.

Les anomalies de vent M' dans chaque région sont représentées dans la figure 5.10. Les trois régions présentent des variations interannuelles bien distinctes, avec une nette tendance à la baisse dans le nord, et une hausse dans le sud-est. Les réanalyses et les observations sont en bon accord pour les variations interannuelles, avec toutefois plus de dispersion dans les observations. Cette dispersion est normale puisqu'il y a des différences locales qui ne sont pas perçues dans les réanalyses à cause de leur résolution trop grossière. Les différences peuvent aussi être dues :

- à la mesure, qui peut ne pas être homogène dans le temps, notamment à cause de modifications de l'environnement local des stations (construction, végétation) qui modifie le vent reçu par l'anémomètre à la station ;
- à des modifications de l'environnement à plus large échelle qui pourraient affecter un groupe de stations proches.

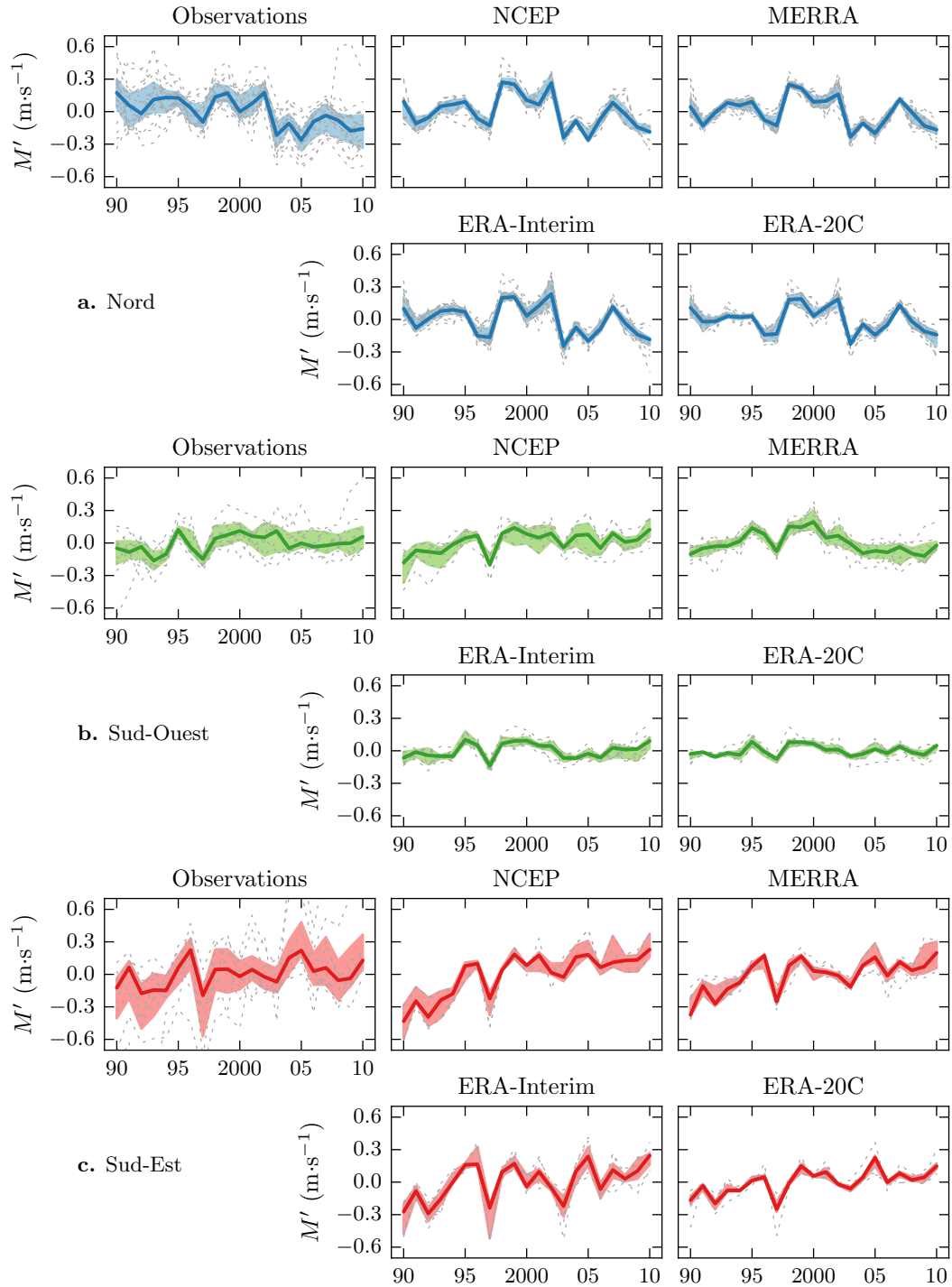


Figure 5.10 – Variabilité interannuelle (anomalie M' par rapport au vent annuel moyen, en m.s^{-1}), pour les observations et les réanalyses extraites aux points les plus proches de chaque station, au sein des trois régions de la figure 5.9 : **a.** Nord (bleu), **b.** Sud-Ouest (vert), **c.** Sud-Est (rouge). *Courbes grises pointillées* : chaque station. *Courbe en couleur foncée* : médiane des stations de la région. *Aire en couleur claire* : 2^e au 8^e déciles des stations de la région.

Par exemple l'amplitude médiane de la baisse de vent dans la région nord est plus marquée dans les observations que dans les réanalyses. En comparant avec la figure 5.8, on voit qu'environ la moitié des stations de cette région a des baisses plus fortes, tandis que l'autre moitié a des tendances comparables aux réanalyses. Il est possible que ces tendances plus fortes aient une origine commune non perçue par les réanalyses, il se peut aussi que ce soit juste des modifications locales, avec la coïncidence que toutes renforcent la baisse et non l'inverse.

5.3.2 Variabilité décennale

Intéressons-nous maintenant à la variabilité du vent sur plusieurs décennies. Nous avons vu que sur la période 1990–2010, les réanalyses ERA-20C se comparent bien aux observations, mieux que les réanalyses NCEP qui sont issues d'un modèle plus ancien, avec une maille plus grossière. J'utilise donc ici les réanalyses ERA-20C sur la période 1951 à 2010, soit 60 ans.

La variabilité du vent de surface issu d'ERA-20C est représentée dans la colonne de gauche de la figure 5.11, de la même façon que précédemment avec la figure 5.10. Bien qu'il n'y ait plus d'observation disponible, on continue à utiliser les mêmes 49 emplacements de stations et le même partitionnement en trois régions. On a rajouté ERA-Interim (en grisé) sur les graphiques afin de voir le prolongement de la série au-delà de 2010. La colonne de droite de la figure 5.11 représente les mêmes anomalies de vent, mais moyennées sur une fenêtre glissante de 10 ans.

Il apparait clairement dans le nord de la France (ligne **a**) que les années autour de 2000 ont été particulièrement ventées. En revanche les années les plus récentes ont été moins ventées, on est revenu au niveau des années 1960–70, soit en moyenne $0,1 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ en dessous du niveau de la période 1990–2010. Les années très peu ventées comme l'année 2011 paraissent exceptionnelles quand on ne prend en compte que les deux ou trois dernières décennies, mais le sont moins quand on considère une plus longue période. Dans la zone méditerranéenne (ligne **c**), les années les plus récentes correspondent au contraire à une phase très ventée au regard des six décennies passées.

5.3.3 Conséquences pour la production

Pour avoir une idée des écarts de production dues à ces anomalies de vent, j'ai calculé le facteur de charge annuel moyen en utilisant la même méthode que dans le chapitre 3, avec la courbe de puissance adaptative \mathcal{P}_a (cf. page 59). Ici j'ajuste le coefficient a à chaque station de façon à toujours avoir un facteur de charge de 30 % sur l'année 2000. Les facteurs de charge résultants sur toutes les années sont tracés dans la figure 5.12, ainsi que leur moyenne glissante sur 10 ans. Les variations interannuelles du facteur de charge sont très semblables aux variations du vent. Dans le sud-est, il y a un décalage entre ERA-Interim et ERA-20C dû au fait qu'il y a des différences entre les deux réanalyses en 2000. Mais ce n'est qu'un biais et on retrouve les mêmes variations.

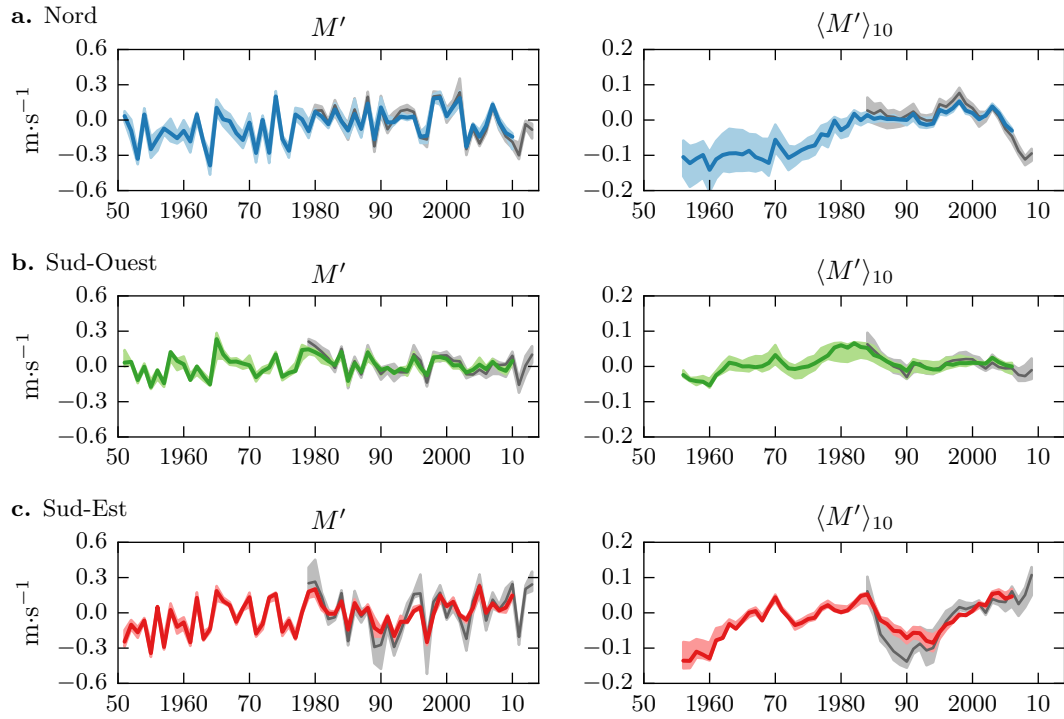


Figure 5.11 – Similaire à la figure 5.10 pour ERA-20C (couleurs) et ERA-Interim (grisé). *Gauche* : anomalies annuelles par rapport à la moyenne 1990–2010. *Droite* : moyenne glissante sur 10 ans (échelle verticale différente des panneaux de gauche).

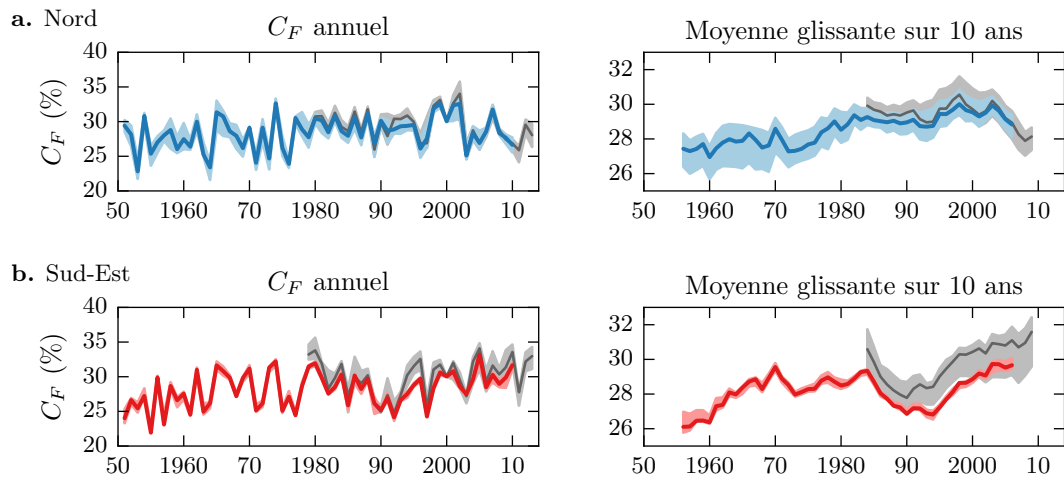


Figure 5.12 – Similaire à la figure 5.11 pour le facteur de charge moyen (calculé à chaque station de façon à atteindre 30 % en 2000), uniquement régions nord et sud-est.

Dans le nord C_F est régulièrement en dessous de 25 % avant 1980, avec un minimum de 23 % en 1953. Après 1980, il tourne plutôt autour de 29 %, dépassant 32 % en 1999 et 2002 (c'était déjà le cas en 1974). Ces différences sont énormes en terme de production électrique, il peut y avoir des différences de l'ordre de 25 % de la production d'une année à l'autre, par exemple entre 2002 et 2003.

Ces variations peuvent expliquer une part importante de la sous-production constatée dans les parcs éoliens. Par exemple, si l'on considère les 20 années 1988–2007, le facteur de charge moyen est 29,5 % ; mais ensuite, sur la période 2008–2013, il n'est plus que de 27,7 %, ce qui correspond à une baisse de 6 % de la production. Pire, si l'on considère seulement les 10 années 1998–2007, le facteur de charge y est de 30,2 %, ce qui correspond alors à une baisse de 8 % sur la période 2008–2013. Ces chiffres correspondent aux valeurs médianes sur l'ensemble de la région nord, les valeurs sont plus faibles dans le nord et la Bretagne, mais elles sont plus fortes dans l'est et le centre de la France, atteignant -8% et -10% (pour les cas respectifs 1988–2007 et 1998–2007) sur la ligne Tours, Bourges, Auxerre, Dijon, Besançon.

Dans le sud-est, C_F varie entre 22 % en 1955 et 33 % en 2005. Depuis 1980, on constate une variabilité plus forte que dans le nord, avec une période creuse autour de 1990 entourée de périodes plus ventées. Les années les plus récentes sont dans une phase très ventée, ceci est à prendre en compte lors de l'évaluation actuelle des sites. En effet il n'y a aucune raison de penser que le vent va rester à ce niveau, il y a un risque qu'il faiblisse dans le futur, comme cela a été le cas récemment dans le nord. Il est donc important de ne pas considérer ces années comme médianes afin de ne pas risquer de surestimer la ressource.

Pour compléter cette étude sur le facteur de charge, je me place dans un cas réel avec les mesures horaires à 80 mètres du mât “B” de Maïa Eolis, situé dans le nord-est de la France (cf. annexe A.4). J'applique la méthode MCP du rapport de variance (cf. page 17) avec les données ERA-Interim et MERRA pour extrapoler ces mesures à toute la période 1979–2013 (il n'est pas possible d'utiliser les réanalyses ERA-20C car les mesures sont en partie sur 2011). Pour les données ERA-Interim, j'interpole linéairement entre les données à 0, 6, 12 et 18 heures pour obtenir des données horaires comme les mesures et les réanalyses MERRA. Notons que les résultats sont presque identiques quand on restreint à quatre données par jour au lieu d'extrapoler en horaire. Ensuite la courbe de puissance \mathcal{P}_1 est utilisée pour calculer la production à chaque heure.

Le vent issu de l'extrapolation et sa production associée sont ensuite moyennés annuellement. Leurs relations sont représentées pour les deux réanalyses dans la figure 5.13. La relation est linéaire, même s'il y a évidemment un peu de dispersion puisque deux années avec le même vent moyen n'ont pas les mêmes variations intra-annuelles. On constate que les écarts dans les facteurs de charge sont du même ordre de grandeur que ceux observés pour la région nord, variant entre environ 27 % en 2011 et environ 35 % en 1998–99, avec une valeur d'environ 33 % en 2000.

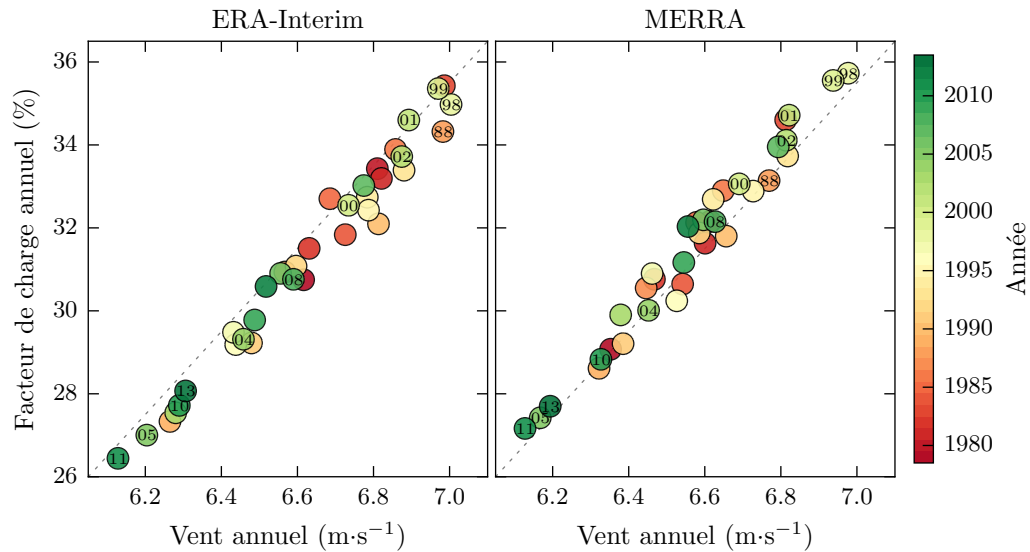


Figure 5.13 – Vent issu de l’extrapolation temporelle des mesures à 80 mètres sur le site B de Maïa Eolis, et sa production associée, moyennés annuellement. Les années sont indiquées par la couleur des marqueurs (échelle à droite) et aussi indiquées dans les marqueurs pour certaines années.

5.3.4 Conséquences pour l’extrapolation temporelle

Période de référence

La première question concernant l’extrapolation temporelle est celle de la longueur de la période de référence à utiliser. La figure 5.12 montre que même au niveau décennal, la variabilité du vent reste importante, donc prendre 10 ou même 20 ans au hasard n’est pas indiqué. De plus, il peut y avoir de brusques changements donc il n’y a pas de raison que les 10 plus proches années soient représentatives des 10 suivantes.

Un ajustement à l’aveugle, en utilisant un nombre fixe d’années fera nécessairement une hypothèse haute ou basse sur le vent. Il est préférable de replacer l’année des mesures dans l’ensemble des années et s’il est nécessaire d’appliquer un ajustement, il convient de choisir avec soin les années de façon à ne pas faire une hypothèse trop haute sur le vent. Par exemple, pour un scénario de vent assez bas, on pourrait prendre la décennie 2003–2012 pour le nord de la France ou la période 1985–1998 dans le sud-est.

Ce problème remet en question le but recherché par la méthode d’ajustement long-terme : elle s’attache en général à déterminer le vent le plus proche de la moyenne climatique, et la variabilité autour de cette moyenne est prise en compte plus tard, dans l’étape de l’estimation des incertitudes. Or l’incertitude sur le vent n’est pas du tout du même ordre que l’incertitude sur le nombre de jours de pannes dans l’année, ou l’incertitude liée à une méthode de calcul. En effet, d’une part, la variabilité associée en

production est très forte, pouvant passer d'un facteur de charge de 25 % à 35 % d'une année à l'autre. D'autre part, au vu des cycles climatiques naturels, il est possible de se retrouver de nombreuses années consécutives dans une situation "anormale" en terme de risque, c'est-à-dire bien en-dessous ou bien au-dessus de la moyenne climatique. Ces phases plus ou moins ventées ne sont pas liées à des cycles prévisibles (ou alors à des cycles que l'on ne connaît pas ou ne comprend pas à l'heure actuelle) donc ne peuvent pas être anticipées. C'est pourquoi il semble préférable de ne pas faire une seule extrapolation temporelle, mais plusieurs avec différentes hypothèses, en s'appuyant sur différents scénarios (vent bas, moyen, haut).

Données de référence

Une autre question concernant l'ajustement long-terme est celle des données de référence. On a déjà soulevé le fait que les réanalyses sont plus intéressantes que les observations car elles sont plus homogènes et plus représentatives d'une région que la mesure très locale d'une station Météo-France.

Mais toutes les réanalyses ne sont pas équivalentes, l'exemple de la figure 5.13 montre les différences qui peuvent apparaître. En moyenne, les résultats sont proches, mais MERRA donne des résultats de production plus forts qu'ERA-Interim. Individuellement sur certaines années il peut y avoir de grandes différences. En comparant avec les observations sur la période des mesures, il apparaît que c'est ERA-Interim qui sous-estime la production et que MERRA est très proche, ce qui est cohérent avec le fait que la corrélation horaire entre les mesures et MERRA est plus forte qu'avec ERA-Interim. Mais on ne peut pas tirer de généralités de cet unique cas.

Ces différences remettent en question le principe même des méthodes MCP. Leur problème intrinsèque est qu'on corrèle deux séries de données qui :

- n'ont pas le même cycle diurne. Les mesures sont à 80 mètres et les données de référence à 10 mètres et nous avons vu au chapitre 2 que les cycles diurnes à ces deux hauteurs sont très différents
- n'ont pas le même cycle saisonnier. Dans l'exemple ci-dessus, la production prévue avec MERRA est plus forte en hiver et moins forte en été que celle prévue avec ERA-Interim du fait de leurs différences de représentation du cycle diurne (cf. section 5.2.4)

Il serait intéressant de développer des méthodes d'ajustement long-terme qui s'appuient plus sur les mesures et moins sur un jeu de référence qui ne présente pas les caractéristiques du vent d'altitude.

5.4 Rôle de l'oscillation nord-atlantique

Pour mieux comprendre cette variabilité interannuelle du vent, je m'interroge sur ses liens avec l'oscillation nord-atlantique, introduite en section 4.2.2.

5.4.1 Corrélations annuelles

Les corrélations entre les moyennes annuelles du vent et l'indice NAO de Jones moyenné annuellement sont montrées dans la figure 5.14. Elles sont positives dans le nord de la France et négatives dans le sud. On relie ainsi les tendances annuelles de vent observées (cf. figure 5.8) aux variations de l'indice NAO qui présente une forte tendance à la baisse entre 1990 et 2010 (cf. figure 4.3).

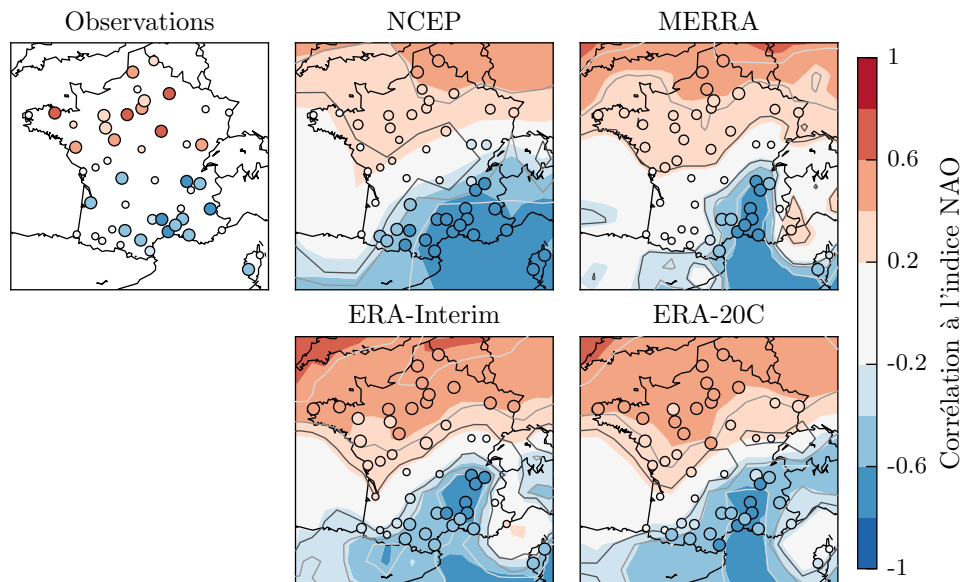


Figure 5.14 – Corrélation du vent annuel moyen avec l'indice NAO de Jones moyenné annuellement, $r(M^{\text{an}}, I_{\text{NAO}}^{\text{an}})$, entre 1990 et 2010. Contours gris foncé, gris clair et blanc : limites de significativité à 70 %, 90 % et 99 %

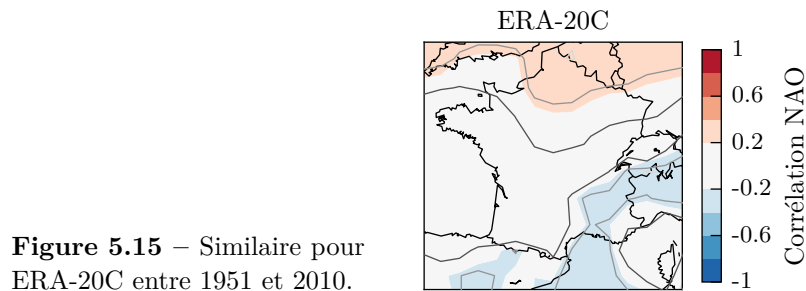


Figure 5.15 – Similaire pour ERA-20C entre 1951 et 2010.

Les corrélations entre le vent et la NAO varient selon la fenêtre temporelle considérée. Par exemple, les corrélations annuelles entre 1951 et 2010 (avec ERA-20C) sont montrées dans la figure 5.15. Le fait de regarder 60 années contre 21 précédemment affaiblit la corrélation, qui n'est jamais supérieure à 0,4 et rarement significative à plus de 90 %.

5.4.2 Saisons

Quand on s'intéresse plus particulièrement aux corrélations entre le vent et la NAO pour chaque mois, on trouve qu'elles sont importantes surtout dans les mois d'hiver : décembre, janvier et février. Sur ces trois mois, les corrélations sur le nord de la France sont au maximum d'environ 0,6. Quand on descend vers le centre de la France, elles s'affaiblissent et sont proches de zéro sur toute la moitié sud. Dans les autres mois, les corrélations sont nulles à part quelques corrélations négatives dans le sud de la France en été et en automne.

La figure 5.16 représente les anomalies mensuelles de vent à la station de Lille en fonction de l'indice NAO. Lille est très au nord de la France, c'est donc une des stations où les corrélations sont les plus fortes. On observe effectivement une corrélation entre vent et NAO sur les mois d'hiver (en bleu et violet foncé), mais pas sur les autres mois. De plus, même en hiver, il y a une forte dispersion, la NAO n'explique pas toute la variabilité.

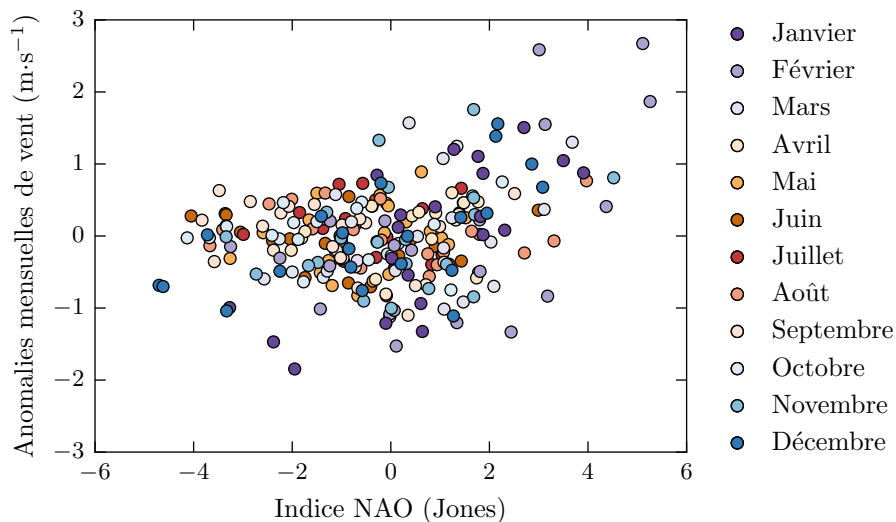


Figure 5.16 – Anomalies mensuelles du vent mesuré à Lille entre 1990 et 2010 (anomalies par rapport à la moyenne de chaque mois), en fonction de l'indice NAO mensuel (indices de Jones). En violet et bleu les mois d'hiver, En orange et rouge les mois d'été.

5.4.3 Modulation long-terme de la NAO en hiver

Les corrélations entre le vent et la NAO varient selon les périodes et selon les mois. Ceci provient du fait que les positions des centres d'action de la NAO varient dans l'espace selon les années et les saisons. Ces variations spatiales influencent peu la valeur de l'indice NAO, qui reflète surtout la variation d'intensité du gradient de pression entre les deux centres. Par contre elles influent sur la position des flux d'ouest plus ou moins au nord de la France.

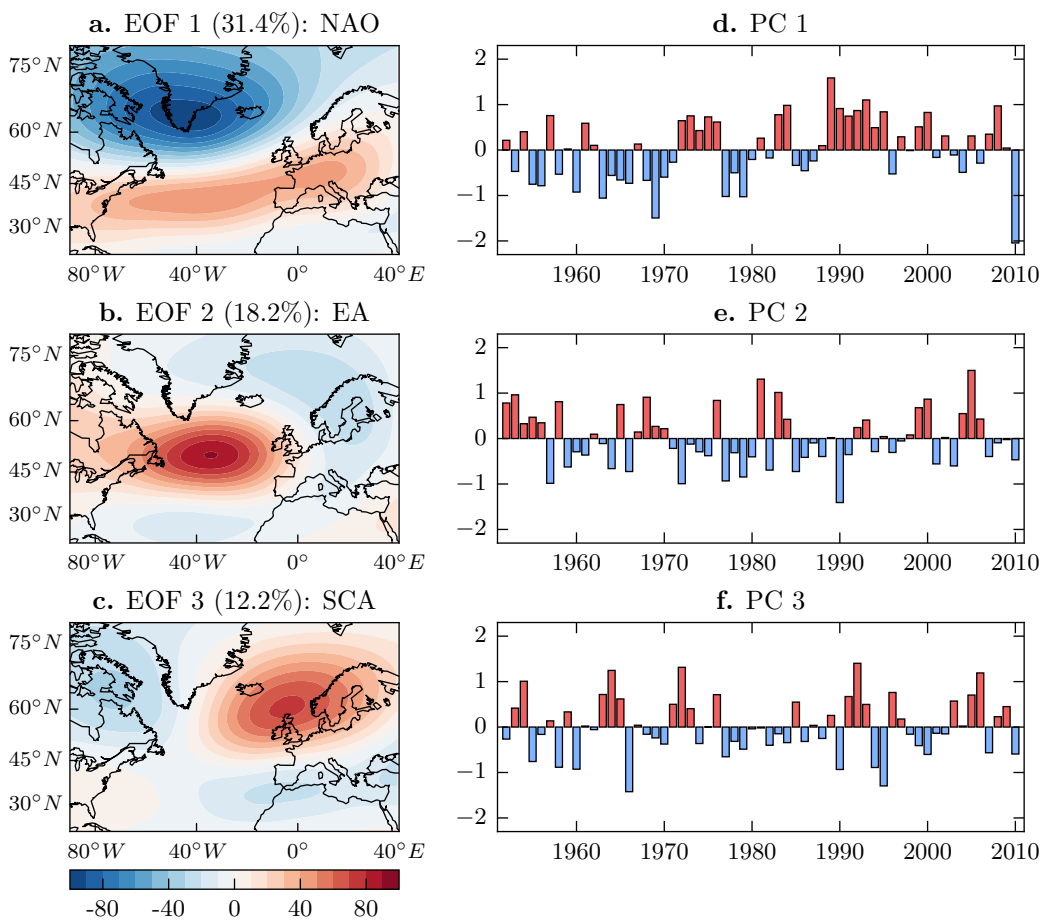


Figure 5.17 – Trois premiers modes de variabilité issus de l'analyse en composante principale sur le Z500 (moyennes mensuelles) sur les mois de décembre, janvier et février entre 1951 et 2010 (réanalyses ERA-20C). **a–c** EOF (anomalies en mètres) correspondant aux téléconnexions NAO, EA et SCA ; **d–f** PC associées, moyennées sur chaque hiver (décembre, janvier et février consécutifs).

Comas-Bru et McDermott (2014) ont soulevé l'importance de prendre en considération les deuxième et troisième modes de variabilité en hiver, EA (*East Atlantic*) et SCA (*Scandinavian*), qui modulent les variations spatiales de la NAO. Ils ne regardent que les effets sur la température et les précipitations, donc je réalise une étude semblable pour le vent. L'étude est restreinte aux mois d'hiver (janvier, février et décembre de chaque année) où la corrélation entre le vent et la NAO est importante, ce qui donne un total de 180 mois entre 1951 et 2010.

Le géopotential à 500 hPa (Z500) moyen est extrait pour chacun des 180 mois sur la zone ($20^{\circ} - 80^{\circ}\text{N}$, $90^{\circ}\text{W} - 40^{\circ}\text{E}$) couvrant l'Atlantique Nord et l'Europe. Une analyse en composantes principales sur le Z500 permet d'extraire les trois principaux modes de variabilité. Ils sont représentés dans la figure 5.17. Les composantes principales (PC) sont les indices NAO, EA et SCA ; leurs moyennes sur chaque hiver sont tracées dans les panneaux de droite de la figure 5.17.

Sur l'ensemble des 180 mois, la corrélation entre le vent moyen mensuel et l'indice NAO ainsi calculé est représenté dans la figure 5.18a. On retrouve des valeurs faibles et peu significatives sur l'ensemble de la France, comme pour les moyennes annuelles (cf. figure 5.15).

La même corrélation est représentée dans la figure 5.18b-e en prenant en compte uniquement les mois pour lesquels les indices EA et SCA sont de même signe ou de signe opposé à l'indice NAO. On voit que le signe relatif des indices EA et surtout SCA influe fortement sur les corrélations entre le vent et la NAO : quand SCA est de même signe que la NAO, la corrélation entre le vent et la NAO est plutôt négative ; quand SCA est de signe opposé à la NAO, la corrélation entre le vent et la NAO est positive, sauf au sud.

La France se trouve à la limite entre les zones de l'Europe du nord où le vent est positivement corrélé à la NAO et les zones du sud de l'Europe où ils sont corrélés négativement. La limite spatiale où la corrélation est nulle est déterminée par la position exacte du centre dépressionnaire sur l'Atlantique nord et du centre anticyclonique proche des Açores. Or quand SCA et NAO sont de signes opposés (fig. 5.18d-e), la position des centres est modulée de telle façon que la limite de corrélation nulle se trouve tout au sud de la France alors que quand SCA et NAO sont de même signe (fig. 5.18b-c), cette limite se trouve tout au nord de la France.

Cela explique que l'influence de la NAO sur le vent en France est complexe et ne se limite pas à la simple valeur de l'indice NAO. On peut même considérer que pour cette région, l'indice NAO n'est pas le plus pertinent et que l'indice SCA apportera plus d'information. Quand on regarde les corrélations entre le vent et SCA, on trouve qu'elles sont toujours négatives et significatives à plus de 99 % sur l'ensemble de la France excepté le sud-est (cf. figure 5.19a). Il y a des différences selon que les indices NAO et EA sont de même signe ou pas (cf. figure 5.19b-e), mais beaucoup moins de différences que pour la NAO.

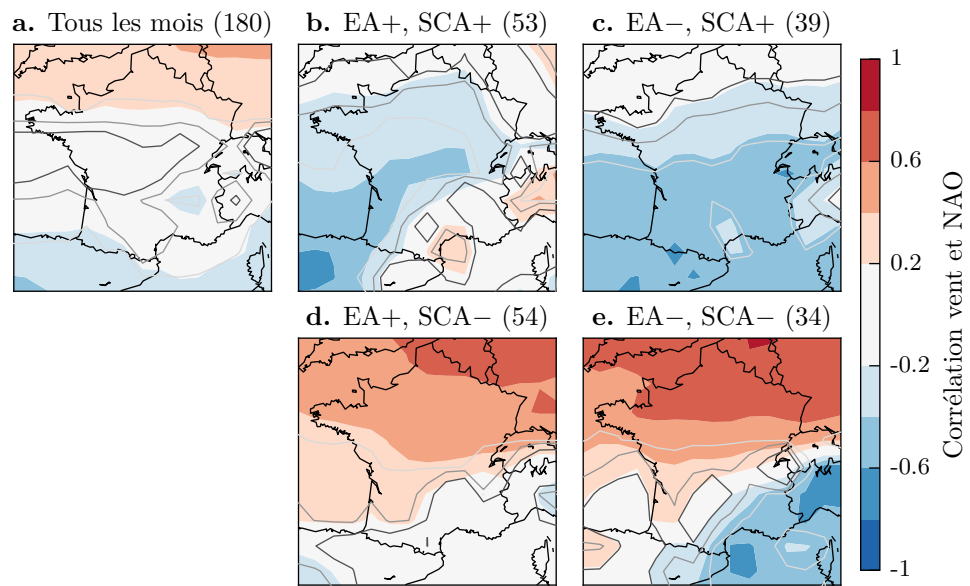


Figure 5.18 – Corrélation entre le vent moyen mensuel et l'indice NAO pour : **a.** les 180 mois d'hiver (DJF) de 1951 à 2010 ; **b.** uniquement les 53 mois où les indices EA et SCA ont le même signe que l'indice NAO ; **c.** les 39 mois où EA est de signe opposé et SCA de même signe ; **d.** les 54 mois où EA est de même signe et SCA de signe opposé ; **e.** les 34 mois où EA et SCA sont de signe opposé à la NAO.

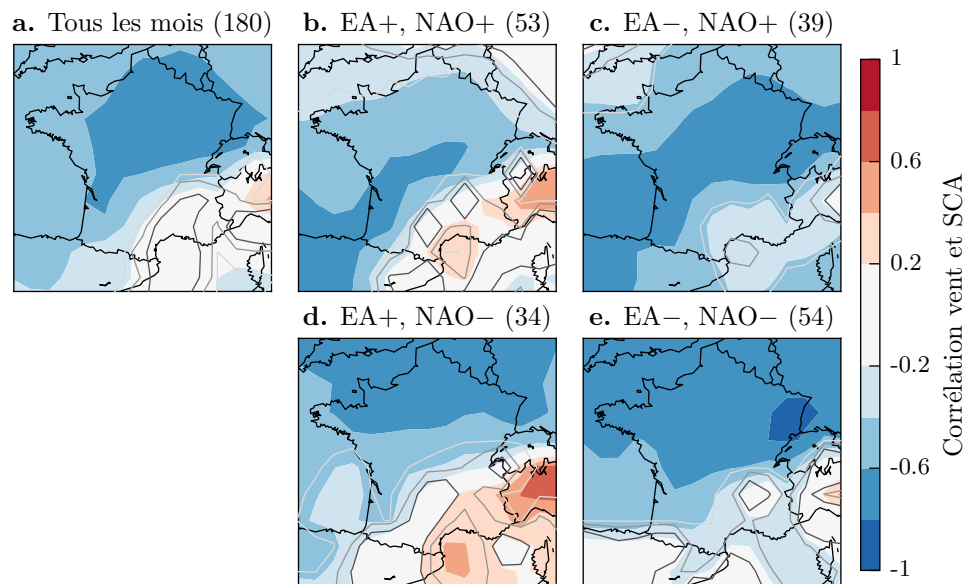


Figure 5.19 – Similaire à la figure 5.18 pour l'indice SCA, suivant si les indices NAO et EA sont du même signe (noté +) ou de signe opposé (noté -) à l'indice SCA.

5.5 Conclusion

L'inter-comparaison des observations et de quatre réanalyses différentes sur 21 années entre 1990 et 2010 a permis de pointer les limites des réanalyses. ERA-Interim donne en général la plus fidèle aux observations. MERRA a un biais de surestimation du vent de surface mais elle reste intéressante parce qu'elle présente de bonnes corrélations avec les séries de mesures. NCEP a une résolution trop faible pour être assez performante, à part dans le centre de la France. Enfin la réanalyse ERA-20C est utile ici pour regarder la variabilité du vent au long terme, mais son utilisation dans les applications éoliennes est limitée parce qu'elle s'arrête en 2010 et n'est pas mise à jour.

L'analyse de la variabilité interannuelle du vent a mis en évidence la forte variabilité du vent, qui crée une dispersion très importante en termes de production. De plus, même à l'échelle décennale, la variabilité reste importante, avec des phases plus ou moins ventées en moyenne. Ceci explique que l'on a pu surestimer de 5 à 10 % le potentiel des sites du nord de la France en s'appuyant sur des historiques centrés sur les années 1990–2000, qui correspondaient à une période plutôt ventée au regard des décennies passées et des années 2008–2013, plus pauvres en vent.

L'étude de la variabilité décennale a mis en évidence le fait qu'une extrapolation temporelle des mesures de vent faite à l'aveugle, à partir de 10, 20 ou même 30 ans de données de référence, introduit nécessairement une hypothèse basse ou haute sur le vent. Il est préférable de bien savoir où se place l'année des mesures par rapport à l'ensemble des possibles, et de choisir des groupes d'années de façon à faire différentes hypothèses sur la répartition future en années plus ou moins ventées.

Enfin la variabilité du vent, surtout en hiver a été analysée en lien avec l'oscillation nord-atlantique. Il apparaît que l'indice NAO n'est pas très pertinent pour la France, à part tout au nord. En effet la France est juste à la limite d'inversion entre le nord de l'Europe où le vent est positivement corrélé à la NAO, et le sud de l'Europe où c'est l'inverse. Sur le long terme, l'indice SCA (*Scandinavian pattern*) donne plus d'information sur le vent que l'indice NAO. Pour les applications pratiques, le problème est que cette téléconnection n'est pas autant étudiée que la NAO.

Chapitre 6

Tendances et saisons

Sommaire

6.1.	Introduction	130
6.2.	Tendances observées du vent de surface	131
6.2.1.	Moyennes annuelles du vent	131
6.2.2.	Moyennes mensuelles du vent	134
6.2.3.	Significativité des tendances	136
6.3.	Influence de la modification des saisons	138
6.3.1.	Régimes saisonniers	138
6.3.2.	Contribution des saisons aux tendances de vent	141
6.4.	Influence de la circulation synoptique	144
6.4.1.	Modes de variabilité	144
6.4.2.	Contribution aux tendances	146
6.5.	Conclusion	149

6.1 Introduction

Existe-t-il une tendance à la baisse du vent au long terme en France ? Si oui, quelles en sont les raisons ? La question des tendances préoccupe les industriels car s'il y a effectivement une tendance à la baisse du vent, les ressources vont diminuer peu à peu.

Cette question se place dans le contexte des baisses observées dans le vent de surface sur la grande majorité des terres de l'hémisphère nord (McVicar *et al.*, 2012; Vautard *et al.*, 2010, cf. section 4.3). Ces baisses sont plus faibles en Europe que sur les autres continents et n'ont pas été attribuées jusqu'ici. Dans les hypothèses d'explication de ces baisses, on trouve l'augmentation de la rugosité de la surface (végétation, urbanisation) qui diminue le vent en surface, et des modifications dans la circulation atmosphérique (cf. section 4.4).

Dans ce chapitre j'étudie la variabilité du vent à travers ses tendances et ce au regard de la saisonnalité et de la circulation synoptique. Le point de départ de ce travail sont les travaux de Vautard *et al.* (2010) sur les tendances de vent (cf. page 100). L'idée de ce chapitre est d'approfondir ces travaux sur la France, en étudiant les variations saisonnières des tendances au lieu de rester en moyennes annuelles. Pour comprendre les tendances qui se manifestent différemment selon les mois, je me suis intéressée au cycle saisonnier et à sa modification. Pour cela je m'appuie sur les travaux de Vrac *et al.* (2013) qui proposent une nouvelle définition des saisons en termes de régime climatique, grâce à la hauteur de géopotentiel à 500 hPa (Z500). Ainsi on s'affranchit des saisons calendaires et on peut observer des modifications des saisons d'une année à l'autre.

La section 6.2 analyse les tendances observées et celles trouvées dans les réanalyses. Les données utilisées sont les mêmes qu'au chapitre précédent, mais cette fois sur la période 1979–2013, période la plus longue commune aux observations et aux réanalyses (excepté ERA-20C qui n'est pas utilisée ici). La sélection des stations d'observation sur cette période est similaire (cf. section 5.2.1) avec, comme condition (iii), un minimum de 30 années présentes sur les 35, dont obligatoirement 1979 ou 1980, et 2012 ou 2013. Avec ces conditions, 48 stations sont retenues, dont beaucoup sont de celles qui ont été retenues au chapitre précédent.

Dans les sections suivantes, on s'affranchira des observations et on n'utilisera que la réanalyse ERA-Interim, les variables du vent de surface et de Z500. Dans la section 6.3 j'analyse comment la modification au long terme du cycle saisonnier contribue à une faible tendance à la baisse du vent sur la France. Puis dans la section 6.4 je regarde l'influence de la circulation synoptique sur les tendances de vent.

6.2 Tendances observées du vent de surface

Je commence par analyser les tendances dans les données d'observations et de ré-analyses, tout d'abord en moyennes annuelles pour comparer à la littérature, puis en regardant les moyennes mensuelles de vent.

6.2.1 Moyennes annuelles du vent

La figure 6.1 présente les tendances de vent en moyennes annuelles, $\delta(M^{\text{an}})$, entre 1979 et 2013. C'est une figure similaire à la figure 4.5 tirée de Vautard *et al.* (2010), mais juste sur la France, avec des données jusqu'en 2013 (au lieu de 2008) et avec plus de comparaisons aux réanalyses. Dans les observations on observe une grande dispersion parmi les stations : certaines n'ont pas de tendance, tandis que d'autres ont des tendances fortes, supérieures à $0,15 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}\cdot\text{dec}^{-1}$ en valeur absolue, et soit positives soit négatives. Des stations très proches peuvent avoir des tendances très différentes.

Les réanalyses quant à elles ont des tendances faibles et peu de variabilité spatiale. Sur terre, les tendances les plus fortes en valeur absolue apparaissent dans ERA-Interim, et restent inférieures à $0,05 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}\cdot\text{dec}^{-1}$, donc bien moins importantes que dans les observations ; elles sont toujours négatives sauf dans la vallée du Rhône. Malgré la dispersion des tendances dans les observations, on observe des similitudes dans la médiane inter-station : $-0,033 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ dans ERA-Interim contre $-0,033 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ par décennie dans les observations.

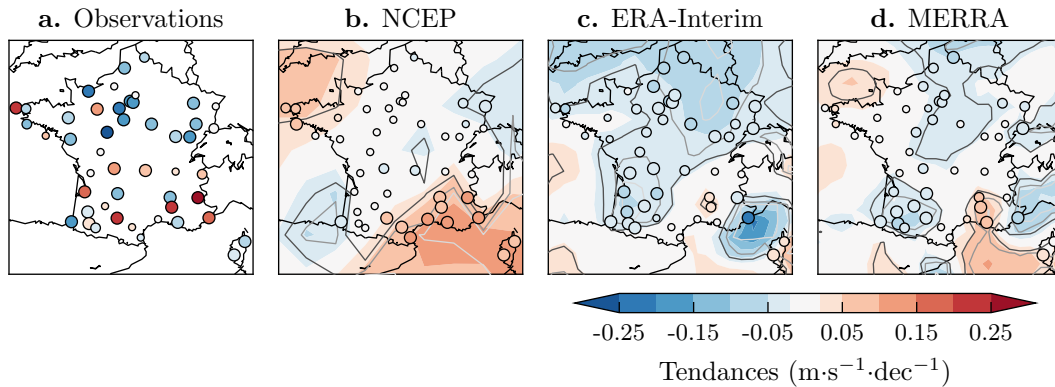


Figure 6.1 – Tendances de vent en moyennes annuelles, $\delta(M^{\text{an}})$, entre 1979 et 2013, en mètres par seconde par décennie ($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}\cdot\text{dec}^{-1}$).

Tailles des points : significativité inférieure à 70 % (petit), entre 70 % et 90 % (moyen) et supérieure à 90 % (grand).

Lignes grise foncé à blanche : significativité à 70 %, 90 % et 99 %.

Pour les réanalyses, les points correspondent aux séries de vent extraites au point de grille le plus proche de la station, arrondies au mètre par seconde et dont on retire les pas de temps absents des observations.

Ces différences entre les tendances observées et les tendances des réanalyses sont bien plus fortes que celles trouvées entre 1990 et 2010 dans la section 5.3.1. Pour comprendre pourquoi, j’ai regardé la variabilité interannuelle de la même manière que dans la section 5.3.1, en distinguant trois régions : 25 stations dans le groupe “Nord”, 11 stations dans le groupe “Sud-Ouest”, 9 stations (dont 2 stations des Alpes) dans le groupe “Sud-Est” (cf. figure 6.2). Les deux stations corses et une station du sud des Alpes sont écartées car elles ont des variations très différentes.

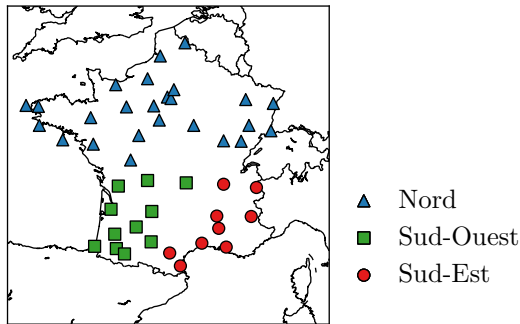


Figure 6.2 – Les trois régions.

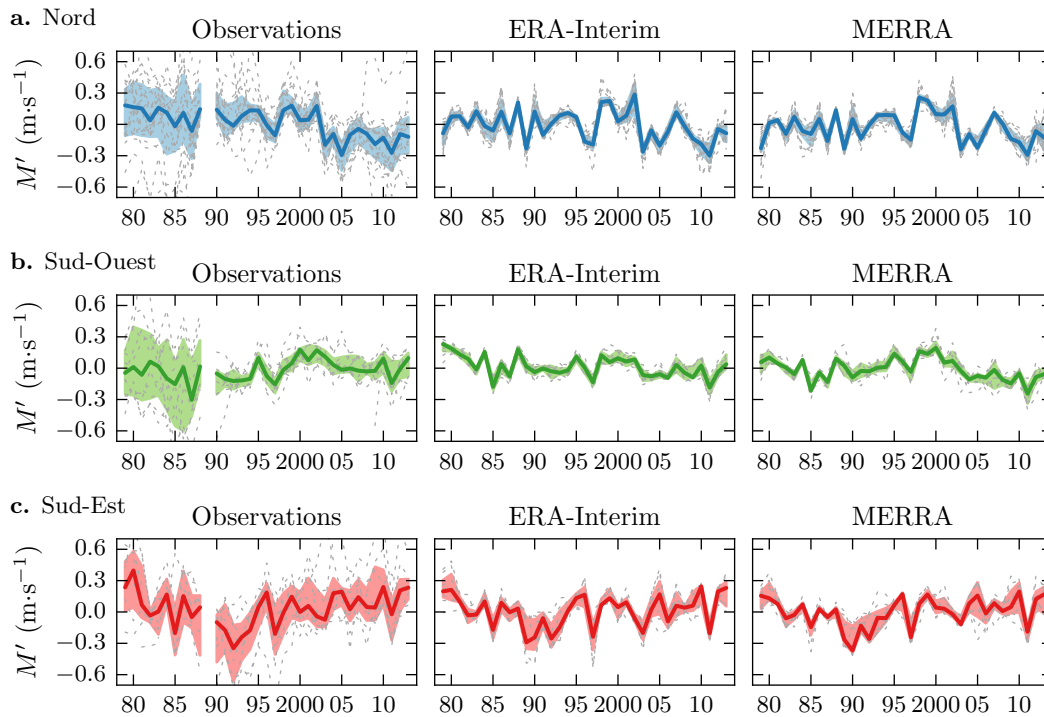


Figure 6.3 – Similaire à la figure 5.10 sur la période 1979–2013 : anomalies M' du vent annuel par rapport à sa moyenne sur 1990–2010, en $\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$.

Les anomalies de vent (par rapport à la moyenne 1990–2010) sont tracées pour les observations, ERA-Interim et MERRA dans la figure 6.3. Dans les zones du nord et du sud-ouest, on observe une dispersion des observations au moins deux fois plus large avant 1990 qu’après. C’est le signe que le changement des anémomètres en 1989 a créé des ruptures, de l’ordre de $0,5 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ à certaines stations, soit à la hausse soit à la baisse, expliquant les tendances très fortes et très différentes d’une station à l’autre. Le changement des anémomètres compromet donc l’homogénéité de ce jeu de données. Par contre la rupture ne crée apparemment pas de biais systématique au niveau de l’ensemble des stations, car il y a environ autant de ruptures à la hausse que de ruptures à la baisse.

Outre ces ruptures qui ne correspondent pas à des modifications du vent, il reste une variabilité plus forte dans les observations, signe des effets locaux qui peuvent affecter la mesure, comme mentionné au chapitre précédent.

En fait, il y a un biais presque constant entre les tendances observées et celles des réanalyses. Ce biais, $\delta(M_{\text{rea}}^{\text{an}}) - \delta(M_{\text{obs}}^{\text{an}})$, est tracé dans la figure 6.4 pour les tendances annuelles, et il ne varie pratiquement pas selon les mois (montré par exemple pour le mois de janvier, figure 6.5). Cela indique bien que les différences entre les observations et les réanalyses sont surtout dues aux problèmes de mesure et aux effets locaux de surface, causes qui affectent tous les mois, et non à des variations saisonnières.

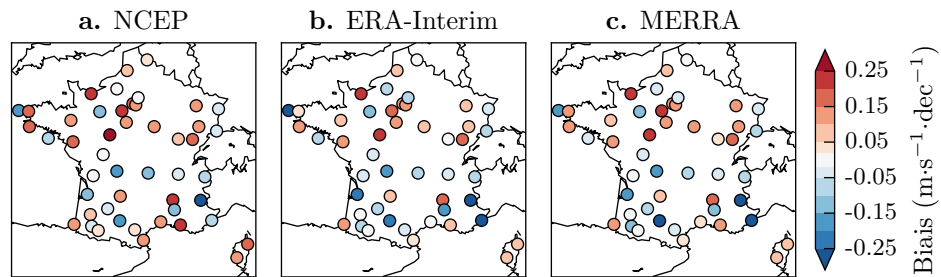


Figure 6.4 – Biais de la figure 6.1 : $\delta(M_{\text{rea}}^{\text{an}}) - \delta(M_{\text{obs}}^{\text{an}})$.

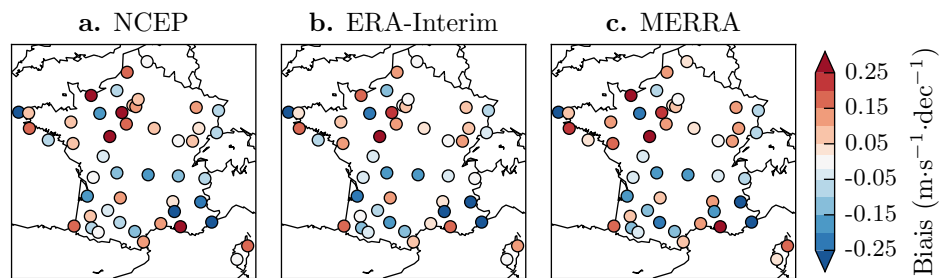


Figure 6.5 – Similaire pour janvier : $\delta(M_{\text{rea}}^{\text{janvier}}) - \delta(M_{\text{obs}}^{\text{janvier}})$.

6.2.2 Moyennes mensuelles du vent

Passons maintenant à l'étude des tendances sur les moyennes mensuelles, $\delta(M^{\text{mois}})$. Les valeurs de ces tendances sont plus fortes qu'en moyennes annuelles, donc les biais des observations sont moins visibles, ce qui permet de trouver de meilleurs accords entre les observations et les réanalyses.

On trouve des caractéristiques communes à tous les jeux de données : des tendances négatives importantes en janvier (cf. figure 6.6), en mars seulement dans le nord de la France (cf. figure 6.7) et en avril (cf. figure 6.8). Ces tendances sont de l'ordre de $0,1 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}\cdot\text{dec}^{-1}$ dans ERA-Interim (avec peu de variabilité spatiale) et un peu moins dans les deux autres réanalyses. Dans les observations, il y a toujours une grande dispersion, mais la moyenne et la médiane sont aussi de l'ordre de $0,1 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}\cdot\text{dec}^{-1}$.

D'autres caractéristiques retrouvées dans tous les jeux de données sont un motif particulier de tendances positives sur le nord-ouest et négatives sur le sud-est. Ce motif est particulièrement visible en juillet (cf. figure 6.9) et de façon moindre en juin et août. On trouve aussi un motif de tendances positives sur tout le sud et l'ouest de la France en novembre (cf. figure 6.10).

La plupart de ces tendances se modifient si l'on change la fenêtre temporelle. Cependant les motifs de tendances d'avril et de juillet sont toujours présents, quoique plus faibles en amplitude, quand on utilise les réanalyses NCEP à partir de 1960 (non montré). Ce peut être le signe que les tendances de ces deux mois sont liées à des phénomènes de long terme et non à des fluctuations de court terme.

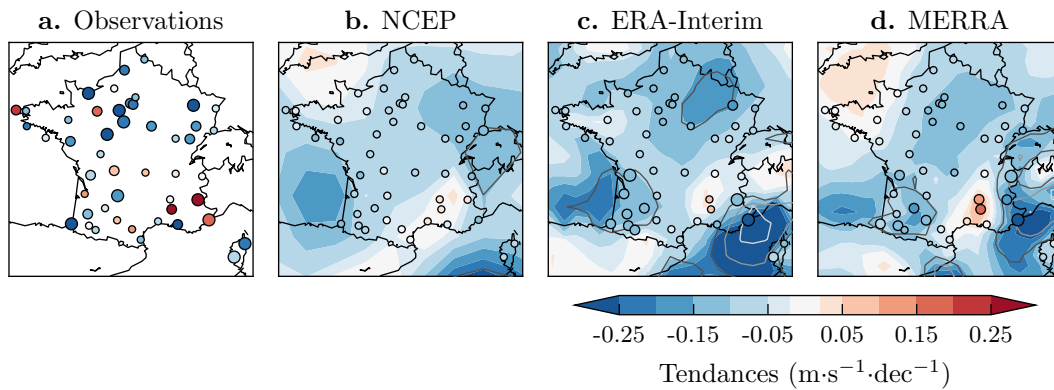


Figure 6.6 – Similaire à la figure 6.1 pour le mois de janvier, $\delta(M^{\text{janvier}})$.

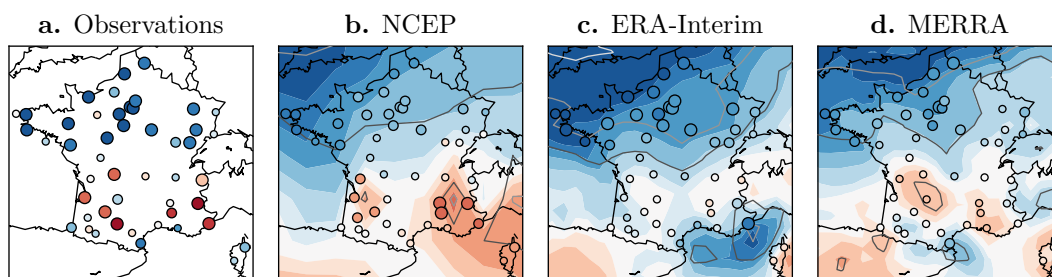


Figure 6.7 – Similaire à la figure 6.1 pour le mois de mars.

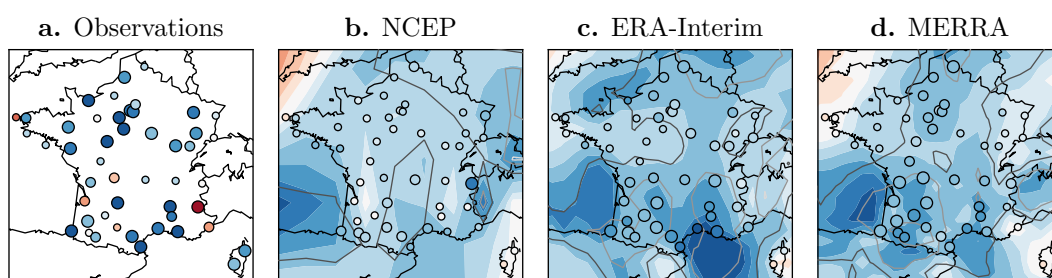


Figure 6.8 – Similaire à la figure 6.1 pour avril.

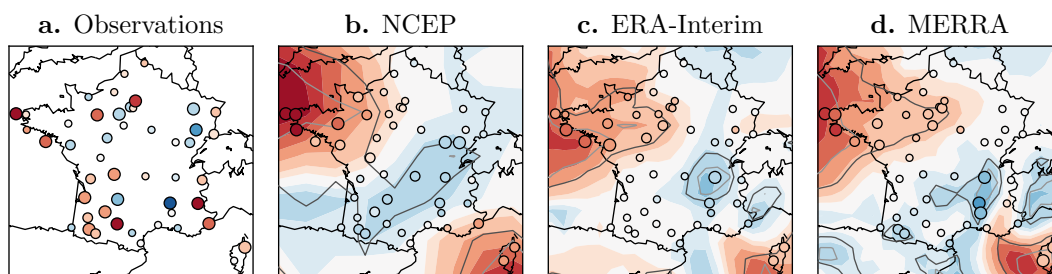


Figure 6.9 – Similaire à la figure 6.1 pour juillet.

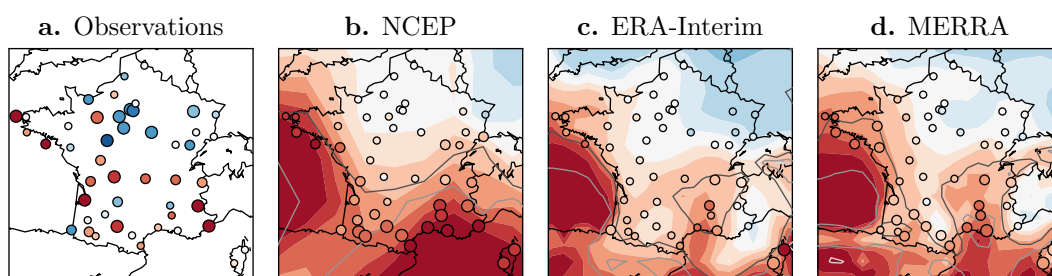


Figure 6.10 – Similaire à la figure 6.1 pour novembre.

6.2.3 Significativité des tendances

Les tendances abordées ici sont très petites comparées à la variabilité interannuelle et ne sont pas souvent significatives statistiquement. Dans ERA-Interim, en moyennes annuelles (figure 6.1c), il y a principalement deux régions où les tendances sont significatives à 90 % :

- une zone dans le nord, où se situent 8 stations : Lille, Rouen, Villacoublay, Orly, Roissy, Nancy, Auxerre et Dijon ;
- une zone dans le sud-ouest, où se situent 8 autres stations : Cognac, Bordeaux, Agen, Gourdon, Biarritz, Mont-De-Marsan, Pau et Tarbes.

Quand on considère les moyennes mensuelles, les tendances sont plus fortes mais la variabilité interannuelle aussi. Très peu de tendances sont significatives à 90 % à part une partie du nord de la France en mars, et une partie du sud en avril, et quelques autres points isolés dans certains mois.

Au-delà de la significativité stricte, ce qui est intéressant est le fait que tous les jeux de données, d'origines différentes, donnent des résultats analogues, avec cependant un petit biais positif dans MERRA et plus fort dans NCEP. Toutes les valeurs de tendances sont résumées dans la figure 6.11, où les boîtes à moustaches représentent la variabilité au sein des 48 stations, plus importante dans les observations du fait de leurs biais.

À chaque station et dans tous les jeux de données, les tendances de vent mensuelles $\delta(M^m)$ ont les mêmes variations autour de la valeur de la tendance annuelle, $\delta(M^{an})$. En janvier, mars et avril, les tendances mensuelles sont inférieures à la tendance annuelle : $\delta(M^m) < \delta(M^{an})$. Dans les mois d'été et d'automne (sauf octobre) à l'inverse $\delta(M^m)$ est légèrement supérieure à $\delta(M^{an})$.

Les figures 6.12 et 6.13 sont similaires à la figure 6.11 en se limitant aux huit stations significatives du nord ou du sud, mentionnées ci-dessus. On voit que, même en restreignant à une petite zone, il y a un bon accord entre les quatre jeux de données, avec toujours les mêmes biais pour les observations et le biais positif dans NCEP.

Les comparaisons ont montré un meilleur accord sur les tendances avec ERA-Interim, qui donne des tendances similaires en moyenne aux observations, malgré leur dispersion. Pour la suite, on n'utilisera plus que cette réanalyse.

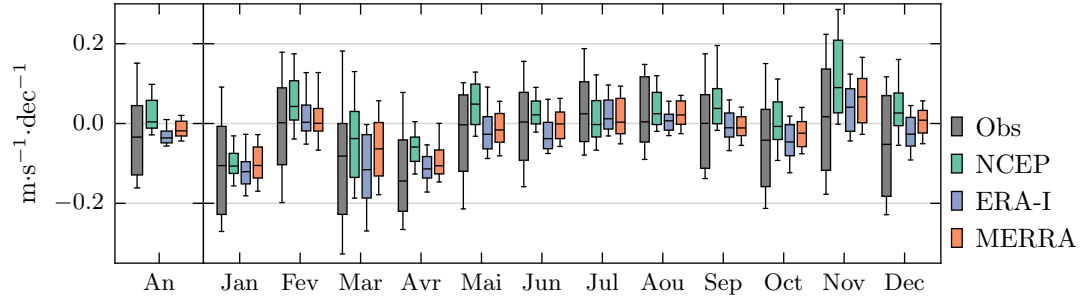


Figure 6.11 – Tendances $\delta(M^{\text{an}})$ et $\delta(M^{\text{mois}})$ dans les observations (gris), NCEP (vert), ERA-Interim (bleu) et MERRA (orange) Boîte à moustaches : la boîte indique les quartiles et les moustaches les 1^{er} et 9^e déciles parmi les 48 stations.

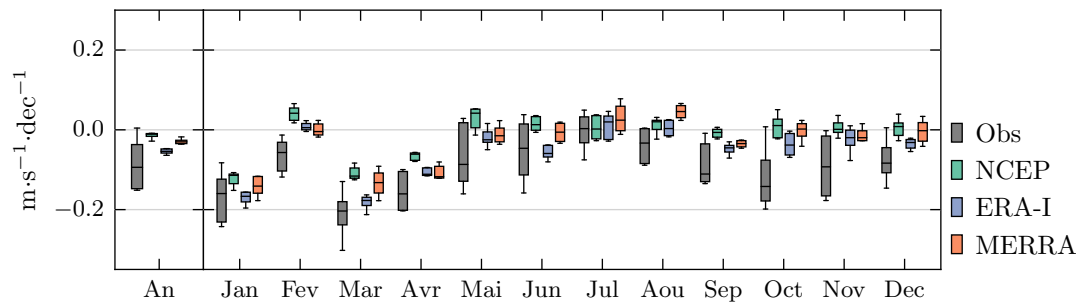


Figure 6.12 – Similaire à la figure 6.11 pour les 8 stations du nord.

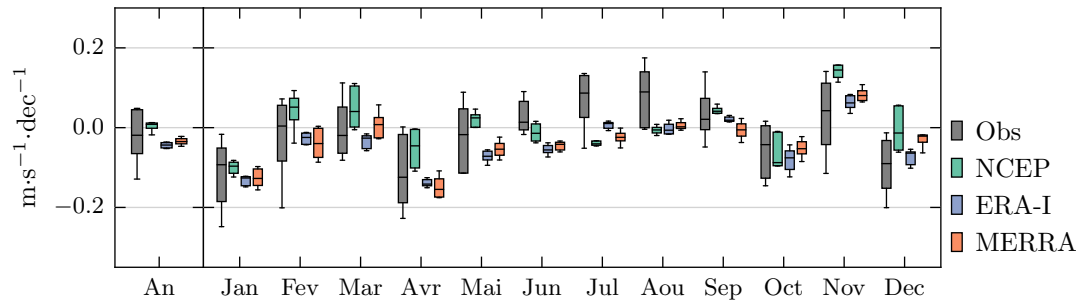


Figure 6.13 – Similaire à la figure 6.11 pour les 8 stations du sud-ouest.

6.3 Influence de la modification des saisons

Pour mieux comprendre les tendances de vent et leurs variations mensuelles, je me suis intéressée au cycle saisonnier en m'appuyant sur les régimes saisonniers développés par [Vrac et al. \(2013\)](#). Ces régimes sont dérivés de la hauteur de géopotential à 500 hPa (Z500). Ici on s'affranchit des observations pour n'utiliser que les réanalyses ERA-Interim, tant pour le Z500 que pour le vent de surface.

6.3.1 Régimes saisonniers

Composante saisonnière de Z500

La première étape de la méthode de [Vrac et al. \(2013\)](#) est d'appliquer une analyse en composantes principales aux données journalières de Z500, et ce sans préalablement retirer aucun cycle saisonnier aux données. Ici ce sont les réanalyses ERA-Interim qui sont utilisées (au lieu de NCEP), entre 1979 et 2013 (au lieu de 1948–2011), et sur la zone ($20^\circ - 80^\circ\text{N}$, $90^\circ\text{W} - 40^\circ\text{E}$) couvrant l'Atlantique Nord et l'Europe. La première composante issue de l'ACP représente 54 % de la variabilité et contient le cycle saisonnier, comme on peut le voir dans la variabilité mensuelle de la première composante principale (PC 1, figure 6.21b). [Vrac et al. \(2013\)](#) utilisent une analyse du spectre d'énergie pour montrer que la première composante principale contient plus de 99,9 % du signal du cycle saisonnier.

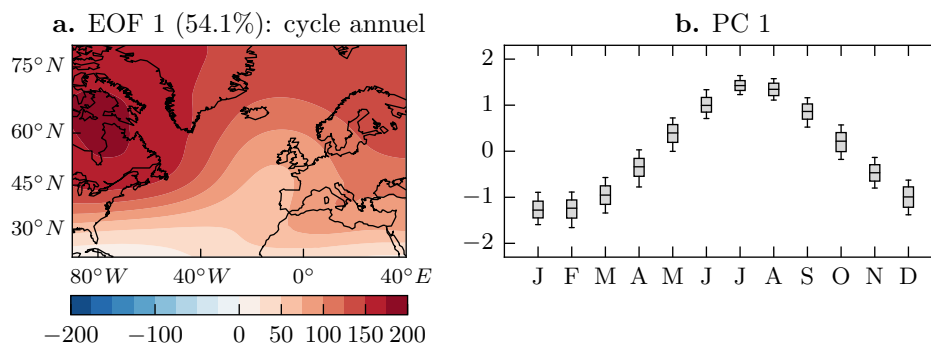


Figure 6.14 – Premier mode de variabilité pour la hauteur de géopotential à 500 hPa (Z500). Données journalières ERA-Interim entre 1979 et 2013, sur la zone Nord-Atlantique et Europe ($20^\circ - 80^\circ\text{N}$, $90^\circ\text{W} - 40^\circ\text{E}$).

a. Carte de EOF 1. *Couleur* : Anomalies de Z500, contour tous les 25 mètres. Ces anomalies correspondent à une valeur de 1 pour PC 1.

b. Variabilité saisonnière de la composante principale PC 1 : pour chaque mois calendaire, la boîte indique les quartiles (les moustaches, les 1^{er} et 9^e déciles) parmi tous les jours de toutes les années dans ce mois.

Partitionnement en quatre régimes

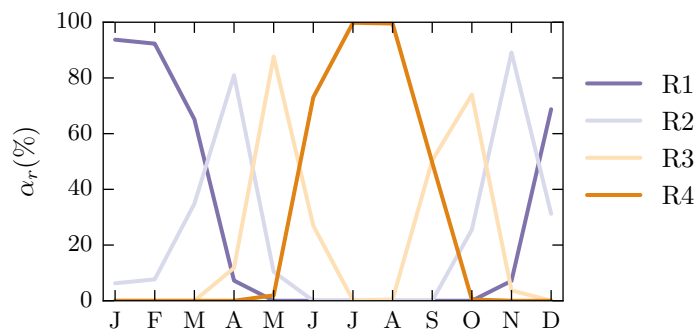
La deuxième étape de la méthode de *Vrac et al. (2013)* est d'appliquer une méthode de partitionnement à la PC 1 pour classer les jours en quatre régimes (ils montrent que quatre est un nombre optimum de régimes). J'applique donc un algorithme de partitionnement (k-moyennes) pour créer quatre groupes dans les valeurs de la PC 1. Ainsi chaque jour entre 1979 et 2013 est associé à l'un de ces groupes, qui sont vus comme des régimes de saisons.

Si on compare jour à jour les régimes que j'obtiens et ceux de Vrac sur leur période commune, ils sont identiques à plus de 90 %. Les différences sont dues à la méthode de partitionnement différente (Vrac utilise un algorithme espérance-maximisation), et à l'utilisation d'ERA-Interim au lieu de NCEP.

Les fréquences moyennes de ces régimes à l'intérieur de chaque mois sont indiquées dans la figure 6.15 :

- R1** est le régime d'hiver. Il constitue presque exclusivement les mois de janvier et février et en grande partie les mois de décembre et mars ;
- R2** est un régime de transition proche de l'hiver. Il apparaît autour du mois d'avril et autour du mois de novembre ;
- R3** est un deuxième régime de transition, plus proche de l'été. Il apparaît autour du mois de mai et autour du mois d'octobre ;
- R4** est le régime d'été. Il constitue presque exclusivement les mois de juillet et août et la majorité des jours de juin et septembre.

Figure 6.15 – Fréquences moyennes des quatre régimes saisonniers dans chaque mois calendaire.



Modification des saisons

Dans la figure 6.16 sont représentées les fréquences relatives de chaque régime au sein de chaque année. On voit que l'occurrence du régime d'hiver (R1) diminue au profit du régime de transition R2 et du régime d'été R4. Le régime de transition R3 diminue très légèrement. Sur la période 1979–2013, on a l'impression qu'il y a deux plateaux avec un basculement rapide à la fin des années 1990. Mais lorsqu'on utilise des données plus anciennes, comme dans *Vrac et al. (2013)* avec les réanalyses NCEP,

on observe que ce sont de vraies tendances au long terme, qui commencent au moins dans les années 1960.

Cette tendance dans les fréquences des régimes provient d'une tendance dans le Z500 moyen, qui se retrouve dans la PC 1 de Z500. La PC 1 a un large cycle annuel mais la moyenne de ce cycle augmente légèrement (cf. figure 6.17, courbe noire). Cette augmentation de la valeur moyenne de la PC 1 entraîne moins de valeurs très négatives (celles qui correspondent au régime 1) et plus de valeurs très positives (qui correspondent au régime 4).

Cette augmentation de Z500 est liée à l'augmentation de la température (qui dilate la couche d'atmosphère entre la surface et 500 hPa). J'ai extrait la température de surface moyennée sur la même zone couvrant l'Atlantique Nord et l'Europe, sa variation interannuelle est montrée en rouge dans la figure 6.17. Les deux séries ont une forte corrélation (Pearson de 0,87) La tendance moyenne de la température sur cette zone est $0,34^{\circ}\text{C}$ par décennie (avec des tendances plus fortes en hiver). Le Z500 moyen présente une tendance $3,9\text{ gpm}$ par décennie, avec aussi des tendances plus fortes en hiver.

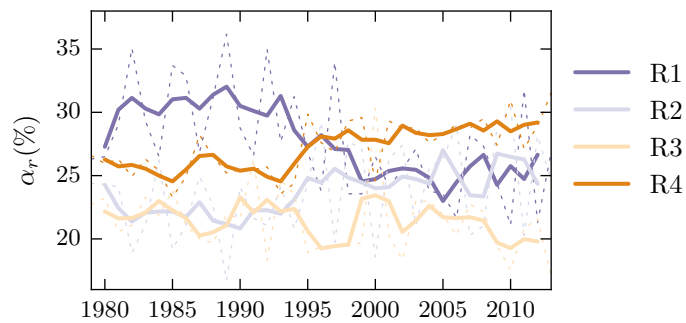


Figure 6.16 – Fréquences annuelles des quatre régimes saisonniers. *Traits pointillés* : valeurs annuelles. *Traits pleins* : moyenne glissante sur trois ans.

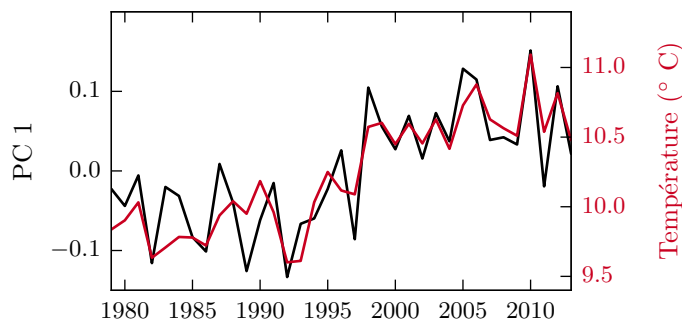


Figure 6.17 – *Noir, échelle de gauche* : Moyennes annuelles de la PC 1. *Rouge, échelle de droite* : Moyennes annuelles de la température à 2 mètres moyennée sur le même domaine géographique (avec les mêmes poids relatifs que dans l'ACP pour l'aire de chaque point de grille).

Vent associé à chaque régime

À chaque régime saisonnier on peut associer un vent moyen V_r , correspondant à la moyenne sur l'ensemble des jours appartenant à ce régime dans les 35 ans de données. V_r est constant dans le temps et varie dans l'espace, les cartes des quatre V_r sont représentées dans la figure 6.18. Il n'est pas surprenant de constater que les vents sont en moyenne de moins en moins forts du régime d'hiver R1 au régime d'été R4. En effet le motif de l'EOF 1 (figure 6.14a) contribue en hiver (resp. été) à renforcer (amoindrir) le gradient de Z500 entre l'équateur et le pôle, ce qui a pour effet de renforcer (réduire) les flux d'ouest sur l'océan atlantique.

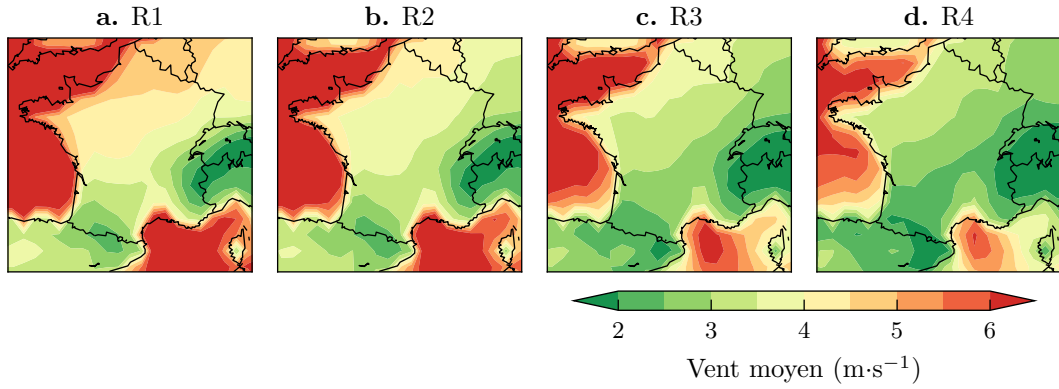


Figure 6.18 – Cartes du vent moyen V_r dans chaque régime saisonnier.

6.3.2 Contribution des saisons aux tendances de vent

Je m'appuie sur ces régimes saisonniers et sur la PC 1 pour reconstruire un signal de vent simplifié, qui ne prend en compte que le cycle saisonnier.

Reconstruction du vent à partir du cycle saisonnier

Je reconstruis un premier signal de vent fondé sur les régimes, $V_{4\text{rég.}}$, qui associe à chaque jour j le vent moyen du régime saisonnier auquel appartient ce jour.

$$V_{4\text{rég.}}(j, s) = \begin{cases} V_{r=1}(s) & \text{si } j \in \text{R1} \\ V_{r=2}(s) & \text{si } j \in \text{R2} \\ V_{r=3}(s) & \text{si } j \in \text{R3} \\ V_{r=4}(s) & \text{si } j \in \text{R4} \end{cases} \quad (6.1)$$

où s représente les coordonnées spatiales.

Ainsi la série des moyennes annuelles est : $M_{4\text{rég.}}^{\text{an}}(a, s) = \sum_{r=1}^4 \alpha_r^{\text{an}}(a) V_r(s)$

où α_r^{an} sont les fréquences annuelles des régimes, tracées dans la figure 6.16.

Une deuxième approche consiste à utiliser la PC 1 avant partitionnement en régimes de saison, via la relation linéaire :

$$V_{PC1}(j, s) = \beta_0(s) + \beta_1(s)C_1(j) \quad (6.2)$$

où C_1 est la série journalière de la PC 1. β_0 et β_1 selon les coefficients issus de la régression linéaire entre C_1 et la série journalière de vent d'ERA-Interim à chaque point de grille. Ils ne varient que selon les coordonnées spatiales s .

Tendances annuelles du vent reconstruit

À partir de ces deux vents reconstruits, je calcule les moyennes annuelles (ou mensuelles) puis leur tendance, afin de les comparer aux tendances observées dans la section 6.2. Les tendances annuelles obtenues pour ces deux signaux sont montrées dans la figure 6.19. Elles sont toujours négatives, en effet la fréquence des jours d'hiver, où le vent est plus fort, diminue au profit de jours d'été où le vent est moins fort. Ces tendances sont toutes significatives à plus de 99 %, ce qui correspond au fait que les tendances dans les fréquences des régimes ainsi que la tendance à la hausse de la PC 1 sont significatives. Les résultats des deux reconstructions sont très proches mais l'amplitude est plus forte avec la reconstruction par la PC 1 qu'avec les régimes saisonniers. Ce n'est pas étonnant puisque le partitionnement de la PC 1 en quatre régimes fait perdre une partie de l'information contenue dans la PC 1.

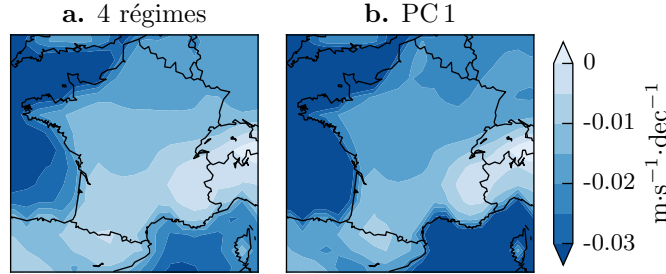


Figure 6.19 – Tendances annuelles pour le signal de vent reconstruit à partir : **a.** des quatre régimes ($\delta(M_{4\text{rég.}}^{\text{an}})$). **b.** de la PC 1 ($\delta(M_{PC1}^{\text{an}})$).

Note : échelle différente de la figure 6.1.

L'amplitude des tendances présente un dégradé du nord au sud de la France, comme pour le vent initial (fig. 6.1c), mais elles sont bien plus faibles. Si on extrait les séries à l'emplacement de chaque station d'observation, comme en section 6.2, on trouve une médiane inter-station des tendances de $-0,013 \text{ m.s}^{-1}$ et $-0,019 \text{ m.s}^{-1}$ par décennie avec la reconstruction par les 4 régimes et par la PC 1 respectivement. Pour les valeurs initiales de vent d'ERA-Interim, elle était de $-0,033 \text{ m.s}^{-1}$ par décennie, le signal saisonnier correspond donc à un peu plus de la moitié de la tendance trouvée dans ERA-Interim.

Quand on se restreint aux huit stations significatives du nord (respectivement du sud-ouest), la part de tendance expliquée est plus faible : la reconstruction avec la PC 1 a

une tendance de $-0,021 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ (resp. $-0,014 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$) par décennie, ce qui correspond à un peu moins de la moitié de la tendance (suivant les stations la part de tendance expliquée par la PC 1 varie entre 23 % et 51 %). À ces stations, si la tendance de ERA-Interim est significative, ce n'est pas dû à une plus forte variation saisonnière, qui reste faible sur les 35 ans étudiés, mais parce que d'autres signaux se rajoutent qui, dans ces deux régions, viennent renforcer la baisse de vent, qui apparaît plus clairement.

Variations mensuelles

Si on regarde les tendances des moyennes mensuelles et non plus annuelles, on observe très peu de variation mensuelle. La figure 6.20 présente ces tendances mensuelles avec la variabilité au sein des 48 stations. Les différences entre les deux reconstructions s'expliquent par les effets de seuil dus à la classification de la PC 1 en quatre régimes. Par exemple, il n'y a presque aucune tendance pour $V_{4\text{rég.}}$ en février car presque tous les jours font partie du régime R1, et il n'y a aucune tendance en juillet et août car tous les jours appartiennent au régime R4 (cf. fig. 6.15).

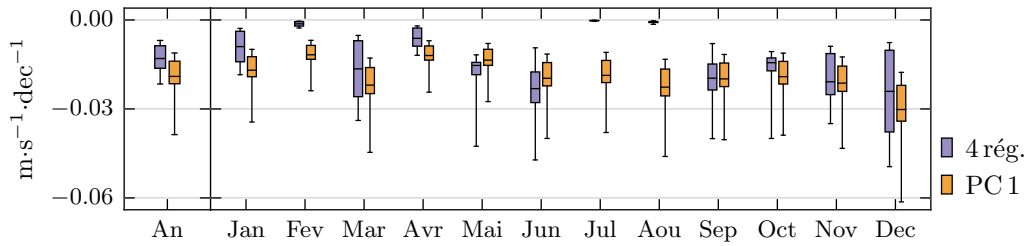


Figure 6.20 – Tendances annuelles et mensuelles pour le vent reconstruit à partir des saisons (violet) ou de la PC 1 (orange). Boîtes à moustaches indiquant la variabilité au sein des 48 stations : la boîte indique les quartiles et les moustaches les 1^{er} et 9^e déciles.

On ne retrouve donc pas les fortes variations, autour de $1 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}\cdot\text{dec}^{-1}$, trouvées dans les observations et les réanalyses, mais ce n'est pas étonnant puisque les deux reconstructions présentées ici ne tiennent compte que du cycle saisonnier moyen. Cela permet de dégager l'effet de la modification au long-terme de ce cycle moyen. Si l'on veut mieux comprendre l'origine des tendances mensuelles, il faut tenir compte de la variabilité intra-annuelle. C'est l'objectif de la section suivante.

6.4 Influence de la circulation synoptique

Avec l'approche précédente, je n'ai utilisé que la première composante principale de Z500, qui représente son cycle annuel et qui ne représente que la moitié de la variabilité. Dans cette deuxième approche, j'exploite les composantes principales suivantes, qui représentent la circulation synoptique, pour voir si elles expliquent les tendances observées dans la section 6.2.

6.4.1 Modes de variabilité

Les composantes principales 2 à 5 (issue de la même analyse en composantes principales que dans la section précédente) sont représentées dans la figure 6.21. Elles représentent respectivement 8,1 %, 5,6 %, 5,2 % et 3,9 % de la variabilité et on peut voir dans les panneaux **e-h** qu'elles apparaissent toutes dans tous les mois, même si les coefficients sont plutôt plus faibles en été. J'ai identifié les motifs **a-d** par rapport aux téléconnexions décrites précédemment (section 4.2). Rappelons qu'ici l'ACP est appliquée aux années entières, ce qui conduit à des motifs un peu différents de ce qu'on peut trouver dans la littérature où les données sont en général restreintes à un mois ou une saison. Cependant on arrive facilement à identifier des motifs similaires à ceux trouvés dans Wallace et Gutzler (1981) ou Barnston et Livezey (1987), qui utilisent des techniques linéaires, et aux régimes de Cassou *et al.* (2004, 2005) issus de techniques non linéaires (classification).

L'EOF 2 (**a**) est le motif de l'oscillation nord-atlantique. Son centre d'action au nord est situé assez à l'est, plus sur le sud du Groenland que sur l'Islande, ce qui correspond à un motif de régime NAO– trouvé tant en hiver qu'en été (Cassou *et al.*, 2004, 2005).

L'EOF 3 (**b**) a un motif proche de la téléconnection SCA (appelé EU1 dans Barnston et Livezey (1987)), mais un peu décalé vers l'ouest. On peut relier sa phase positive au régime d'été "Blocking" (Cassou *et al.*, 2005), et sa phase négative au régime NAO+ d'hiver (Cassou *et al.*, 2004).

L'EOF 4 (**c**) a un motif caractéristique de la téléconnection EA, deuxième mode de variabilité hivernale. Sa phase positive correspond au régime "Atlantic Ridge" (3^e régime d'hiver dans Cassou *et al.* (2004), 4^e régime d'été dans Cassou *et al.* (2005)).

L'EOF 5 (**d**) a une structure spatiale en vague, qui peut être associée au motif eurasiatique EU2 de Barnston et Livezey (1987) (voir leur figure 8, surtout octobre et décembre). La phase négative de ce motif rappelle aussi le quatrième régime d'hiver de Cassou *et al.* (2004) ("Greenland and Scandinavia") qui d'après eux est une réminiscence du motif eurasiatique.

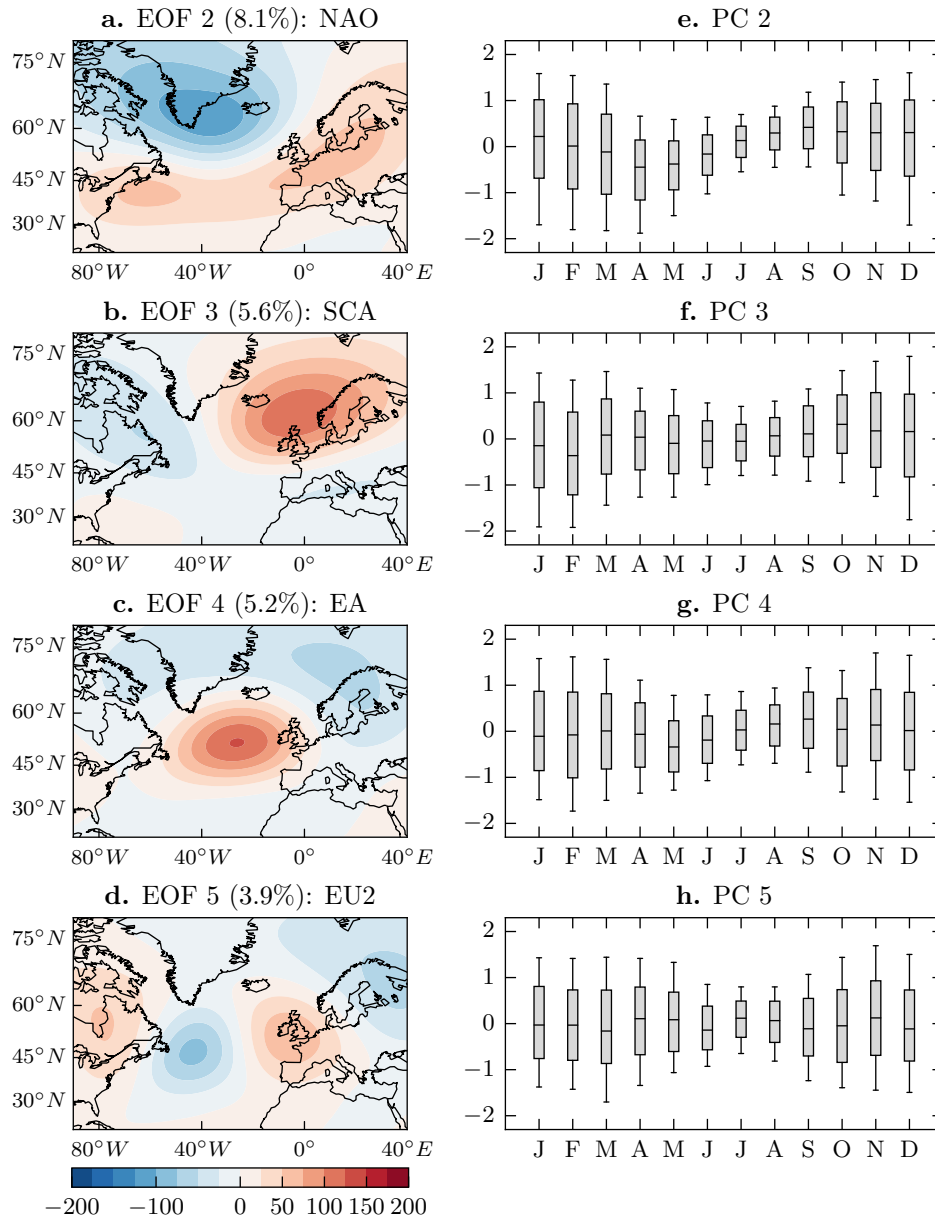


Figure 6.21 – Similaire à la figure 6.14 pour les deuxième à cinquième modes dominants de variabilité de Z500 issus de l'ACP.

6.4.2 Contribution aux tendances

Je m'appuie maintenant sur ces différentes composantes principales pour reconstruire un signal de vent et étudier ses tendances, de même qu'avec la PC 1 dans la section 6.3.2.

Reconstruction du vent

La reconstruction de l'équation (6.2) à partir de la PC 1 est généralisée en une régression multilinéaire à partir des 5 premières composantes principales :

$$V_{\text{PC 1-5}}(j, s) = \beta_0(s) + \sum_{n=1}^5 \beta_n(s) C_n(j) \quad (6.3)$$

où C_n représente la série journalière de la composante principale n .

Je me suis arrêtée à 5 composantes parce que le signal de vent reconstruit ne change presque plus au-delà. Cette équation suppose que les effets de chaque composante sur le vent sont linéaires, ce qui n'est probablement pas le cas ; et elle ne peut pas prendre en compte les effets combinés de plusieurs composantes (comme ceux de la section 5.4.3). Les corrélations entre $V_{\text{ERA-I}}$ et $V_{\text{PC 1-5}}$ sont de l'ordre de 0,4, on perd donc une partie importante de la variabilité du vent, cependant cette approche donne des résultats intéressants pour les tendances.

Tendances annuelles et mensuelles

Les tendances en moyennes annuelles et mensuelles sont calculées pour $V_{\text{PC 1-5}}$ comme précédemment et résumées dans la figure 6.22 avec, en rappel, les tendances des observations et celles d'ERA-Interim (les boîtes à moustaches représentant toujours la dispersion spatiale entre les 48 stations).

La prise en compte de la circulation synoptique par les quatre composantes principales de Z500 permettent de retrouver les tendances mensuelles, qui sont similaires pour $V_{\text{ERA-I}}$ et $V_{\text{PC 1-5}}$, à l'exception du mois d'avril, où la tendance forte à la baisse n'est pas retrouvée. Sur la tendance annuelle par contre, la reconstruction avec 5 PC ne change pas la tendance, qui est $-0,019 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ par décennie pour la médiane, exactement comme pour la reconstruction avec la PC 1. Les composantes suivantes viennent seulement accroître ou compenser la tendance due au PC 1 au niveau mensuel.

Contribution de chaque composante

La reconstruction de l'équation (6.3) est linéaire, de telle sorte que la tendance du vent reconstruit est la somme, pondérée par les coefficients β_n , des tendances présentes dans les PC. Ainsi on peut décomposer le signal de tendance pour voir la contribution de chaque composante (figure 6.23). Comme vu dans la section précédente, la PC 1

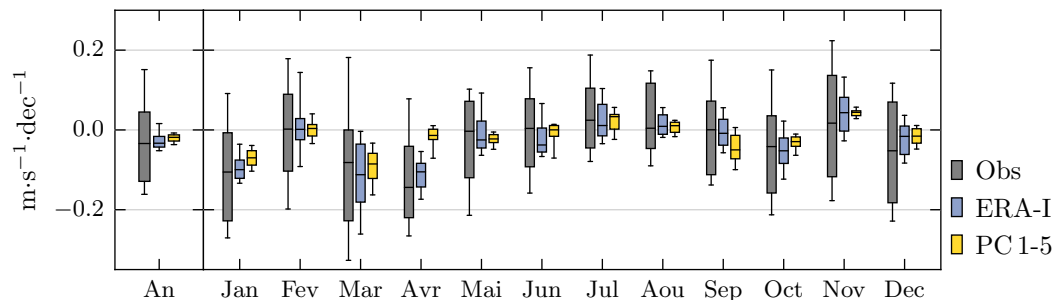


Figure 6.22 – Tendances annuelles et mensuelles pour le vent observé (gris) et le vent d’ERA-Interim (bleu) [déjà représentées dans la figure 6.11] et du vent reconstruit à partir des PC 1 à 5 de Z500 (jaune).

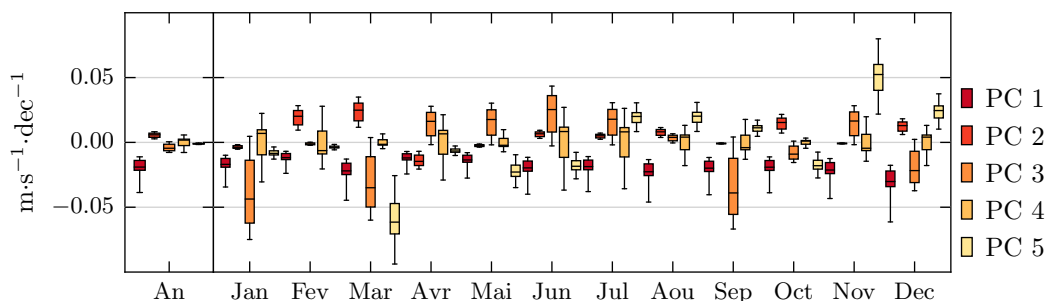


Figure 6.23 – Contributions des PC 1 à 5 de Z500 aux tendances.

apporte une petite contribution négative sur chaque mois. Ensuite, en accord avec ce qui a été vu dans le chapitre précédent sur l’hiver, la NAO (PC 2) a une très faible contribution, par contre la PC 3 (SCA) contribue fortement aux tendances, ainsi que la PC 5 (EU2). Ainsi :

- les tendances négatives en janvier sont liées à la PC 3 (SCA) ;
- les tendance négatives sur le nord en mars sont liées aux PC 3 (SCA) et 5 (EU2) ; sur le sud, cette baisse est compensée par l’effet inverse de la PC 2 (NAO).

En détaillant selon les régions (non montré), on trouve aussi que :

- les tendances positives sur la Bretagne en juillet sont reliées aux PC 3 (SCA) et 5 (EU2) et aussi à la PC 4 (EA) ;
- les tendances positives dans le sud en novembre sont reliées à la PC 5 (EU2).

Écarts dans la reconstruction

La reconstruction est limitée par la méthode (linéarité, seulement 5 composantes), mais aussi par le fait que la circulation de grande échelle n’est bien sûr pas le seul facteur qui influe sur les tendances de vent, la surface peut elle aussi jouer un rôle.

On peut voir dans la figure 6.22 que la variabilité spatiale est plus faible pour le vent

reconstruit que pour le vent d'ERA-Interim. En regardant station par station (non montré) on se rend compte que les accords sont meilleurs au nord qu'au sud. En effet la circulation de grande échelle décrite par le Z500 pilote largement la variabilité au nord, tandis qu'au sud, le vent est plus influencé par le relief et les effets méso-échelle engendrés par celui-ci.

Pour ce qui est de l'écart sur le mois d'avril, en regardant point à point, on se rend compte que les seuls points où les tendances ne sont pas significativement différentes entre ERA-Interim et la reconstruction sont des points considérés comme la mer dans la grille d'ERA-Interim. Ceci confirme que la baisse de vent au mois d'avril est probablement pilotée par la surface et non par la circulation atmosphérique. Ces causes surfaciques ne peuvent pas être liées à la rugosité car dans ce cas les tendances seraient trouvées seulement dans les observations et pas dans les réanalyses. En effet les réanalyses n'ont pas de modèle dynamique de la végétation, donc ne peuvent pas voir, par exemple, une pousse plus précoce de la végétation au printemps. Par contre la surface peut jouer un rôle par d'autres moyens, notamment par l'humidité du sol et les phénomènes d'évaporation, qui peuvent modifier la stabilité atmosphérique.

6.5 Conclusion

Les tendances du vent de surface mesuré dans 48 stations d'observations ont été analysées entre 1979 et 2013. On trouve une grande dispersion spatiale : les valeurs de tendances varient entre $-0,27 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ et $0,41 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ par décennie, avec des valeurs souvent très différentes entre des stations proches. La comparaison avec les réanalyses permet de comprendre l'origine de cette dispersion par trois raisons.

La première est le changement de tous les anémomètres de Météo-France en 1989. Ce changement a créé des ruptures jusqu'à plus ou moins $0,5 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$. Ces ruptures restent faibles par rapport à la variabilité interannuelle du vent et donc non détectables par des méthodes statistiques systématiques de détection de ruptures. Mais ces ruptures ne sont pas toujours négligeables par rapport aux valeurs très faibles des tendances sur 35 ans.

Une deuxième raison sont des modifications locales à certaines stations (bâtiments, végétation), le vent à 10 mètres étant très influencé par l'environnement proche. Cela permet d'expliquer que des stations très proches puissent avoir des tendances différentes. Il est probable que ces modifications locales ne se retrouvent pas sur les sites de fermes éoliennes. D'une part les stations d'observations utilisées sont souvent situées dans des zones péri-urbaines qui ont pu être beaucoup modifiées en trois décennies, contrairement aux fermes éoliennes qui sont situées dans des zones rurales. D'autre part le vent à l'altitude des éoliennes sera moins impacté que le vent de surface par une modification de la rugosité.

Une dernière raison pourraient être des modifications régionales : soit des modifications de la surface affectant la méso-échelle, soit des modifications de la circulation méso-échelle, qui pourraient expliquer les tendances un peu différentes entre les observations et les réanalyses sur certains groupes de stations (comme une tendance à la baisse un peu plus forte au nord dans les observations).

J'estime donc que les tendances annuelles réelles, en faisant abstraction des effets locaux, sont probablement beaucoup plus proches de ce qui est trouvé dans les réanalyses ERA-Interim que ce qui est observé dans la base de données ISD ; soit, en moyenne sur la France, des tendances de l'ordre de $-0,03 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ par décennie.

L'étude du cycle saisonnier a permis d'extraire une tendance de fond liée à des modifications dans la longueur des saisons. En lien avec le réchauffement climatique, la hauteur de géopotential à 500 hPa augmente, ce qui modifie les différentiels de pression, et par conséquent le vent. Le nombre de jours se trouvant dans une situation grande échelle d'hiver (où le vent est plus fort) diminue au profit des jours en situation estivale (où le vent est moins fort en moyenne). Cela crée une tendance à la baisse assez constante de l'ordre de $-0,02 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ par décennie, ce qui explique plus de la moitié de la tendance annuelle sur une large partie de la France. Cependant elle est pour l'instant masquée par la variabilité interannuelle due à la circulation synoptique,

qui vient soit renforcer soit compenser cette tendance de fond.

L'étude des tendances mois par mois a révélé des tendances plus fortes qu'en moyennes annuelles dans tous les jeux de données, de l'ordre de $-0,1 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ par décennie en janvier, mars et avril ; ainsi que des tendances plus faibles à la hausse en été et automne. Elles sont pour la plupart dues à la variabilité de la circulation synoptique et je les ai reliées aux téléconnections NAO, EA SCA et EU2 représentées par les composantes principales de la hauteur de géopotential à 500 hPa. La circulation synoptique vient, selon les mois, accentuer ou compenser la baisse due à la modification des saisons. Par contre elle ne contribue apparemment pas à la tendance en moyenne annuelle. Une question ouverte reste de savoir si les modifications de la circulation atmosphérique et les modifications de la saisonnalité sont liées. Par exemple la PC 1, composante saisonnière, et la PC 2 (liée à la NAO) sont décorréliées par construction, mais une fois moyennées annuellement, elles sont corrélées significativement (coefficient de $-0,57$).

En revanche la tendance négative forte du mois d'avril n'est pas expliquée par la circulation synoptique et semble reliée à des phénomènes surfaciques qui modifieraient les échanges thermiques et la stabilité de l'atmosphère. Cette baisse en avril est importante car elle contribue à hauteur d'environ 20 % à la tendance annuelle ; de plus elle semble révélatrice d'un signal long terme car elle est retrouvée quand on allonge la fenêtre temporelle. Elle pourrait être un effet indirect de la modification du cycle saisonnier.

La méthode développée ici permet de désagréger le signal de grande échelle contenu dans le géopotential en un signal de vent de surface. Cette méthode peut être utile dans diverses applications où l'on possède des champs de grande échelle assez fiables mais pas de champs de vent fiables. C'est le cas dans le chapitre suivant, appliqué aux scénarios pour le climat futur. Ces travaux sont aussi en train d'être poursuivis dans l'optique d'applications à la prévision saisonnière de la production éolienne.

Chapitre 7

Projections en climat futur

Sommaire

7.1.	Introduction	152
7.2.	Données et méthodes	153
7.2.1.	Vent sur les périodes historique et future	153
7.2.2.	Composantes principales du Z500 et reconstructions du vent	156
7.3.	Approche en régimes saisonniers	158
7.3.1.	Modifications des fréquences des régimes	158
7.3.2.	Modifications inter-régimes	159
7.3.3.	Modifications intra-régimes	159
7.4.	Approche en composantes principales sur l'hiver	161
7.4.1.	Modes de variabilité	161
7.4.2.	Reconstruction du vent	163
7.5.	Conclusion	166
7.A.	Figures supplémentaires	167
7.A.1.	Anomalies de vent dans le scénario RCP 8.5	167
7.A.2.	Modèle IPSL	169
7.A.3.	Modèle MOHC	170
7.A.4.	Modèle MPI	171
7.A.5.	Modèle NOAA	172

7.1 Introduction

L'évolution future du potentiel éolien a déjà fait l'objet de diverses études sur l'Europe, s'appuyant sur les simulations du climat futur avec des modèles de circulation générale de l'atmosphère couplés à un modèle d'océan, simulations réalisées dans le cadre des projets CMIP (*Coupled Model Intercomparison Project*). Par exemple Hueging *et al.* (2012) et Tobin *et al.* (2014) utilisent ces simulations globales pour forcer différents modèles régionaux sur l'Europe. Reyers *et al.* (2015) utilisent une approche de régionalisation différente grâce à une méthode statistico-dynamique s'appuyant sur des régimes de temps et des simulations régionales dynamiques uniquement pour quelques jours représentatifs de chaque régime de temps. Cette approche moins lourde en calcul permet de réaliser une étude avec 22 modèles du projet CMIP 5.

Toutes les études s'accordent sur certains points : augmentation du potentiel éolien dans le nord de l'Europe et diminution dans le sud, autour de la Méditerranée. L'ampleur diffère selon les études ; les approches multi-modèles montrent que la dispersion inter-modèles est très forte et que les résultats sont peu robustes, en particulier sur la France qui se situe à la transition entre les hausses du nord de l'Europe et les baisses de la zone Méditerranée. Les études soulignent les différences entre été et hiver, avec, sur la France, une augmentation du potentiel hivernal (sauf dans la zone méditerranéenne) et une diminution en été. Ainsi il y a un accroissement de la variabilité intra-annuelle sur presque toute la France. Hueging *et al.* (2012) soulignent aussi l'augmentation de la variabilité inter-annuelle.

La France a fait l'objet d'une étude plus précise avec la thèse de Najac (2008), où 14 modèles du cadre CMIP 3 ont été utilisés, avec deux méthodes différentes de régionalisation : une méthode statistique (Najac *et al.*, 2009) et une méthode statistico-dynamique (Najac *et al.*, 2011), s'appuyant à chaque fois sur des régimes de temps. Les conclusions pour les deux méthodes sont similaires aux études sur l'Europe : en été, tendance à la baisse du vent de surface et, en hiver, tendance à la hausse dans le nord et à la baisse dans le sud. Cependant les incertitudes sont fortes puisque les changements moyens multi-modèles sont du même ordre de grandeur que la dispersion inter-modèles.

Dans ce chapitre je cherche à compléter ces études existantes par d'autres informations extraites grâce aux méthodes développées dans les chapitres précédents.

7.2 Données et méthodes

J'utilise les simulations climatiques réalisées dans le cadre du projet CMIP 5 (cf. annexe A.6), en me limitant à cinq modèles différents :

- IPSL CM5A-MR : modèle de l'Institut Pierre-Simon Laplace ,
- CNRM-CERFACS CM5 : modèle de Météo-France,
- MOHC GEM2-CC : modèle du Met Office Hadley Centre (Royaume-Uni),
- MPI ESM-LR : modèle du Max Planck Institut für Meteorologie (Allemagne),
- NOAA GFDL ESM2G : modèle du NOAA Geophysical Fluid Dynamics Laboratory (États-Unis).

Dans chaque modèle, j'utilise trois expériences :

- les simulations historiques, qui sont comparées aux réanalyses ERA-20C ;
- les projections futures :
 - RCP 4.5 (scénario d'émissions moyennes de gaz à effet de serre),
 - RCP 8.5 (scénario de fortes émissions).

J'utilise ces différentes simulations sur des périodes longues (50 ans) afin de limiter l'effet de la variabilité inter-annuelle sur la moyenne des périodes et de faire ressortir les modifications structurelles liées au changement climatique :

- la période “historique” correspond aux années 1951–2000,
- la période “future” correspond à 2051–2100.

Il faut noter qu'on ne peut pas comparer jour à jour les réanalyses et les simulations climatiques sur la période historique, car les simulations ne sont pas forcées par des observations réelles contrairement aux réanalyses. On peut seulement les comparer en moyenne climatique sur une longue période.

7.2.1 Vent sur les périodes historique et future

Je commence par m'intéresser au vent de surface (vent à 10 mètres) dans ces modèles. La figure 7.1 représente le vent moyen sur la période historique pour les réanalyses ERA-20C et les cinq modèles CMIP5 choisis. Les valeurs du vent moyen dans les modèles sont cohérentes avec celles des réanalyses ERA-20C, mais on voit que la résolution des modèles est très grossière et que la prise en compte des côtes et des montagnes en est altérée.

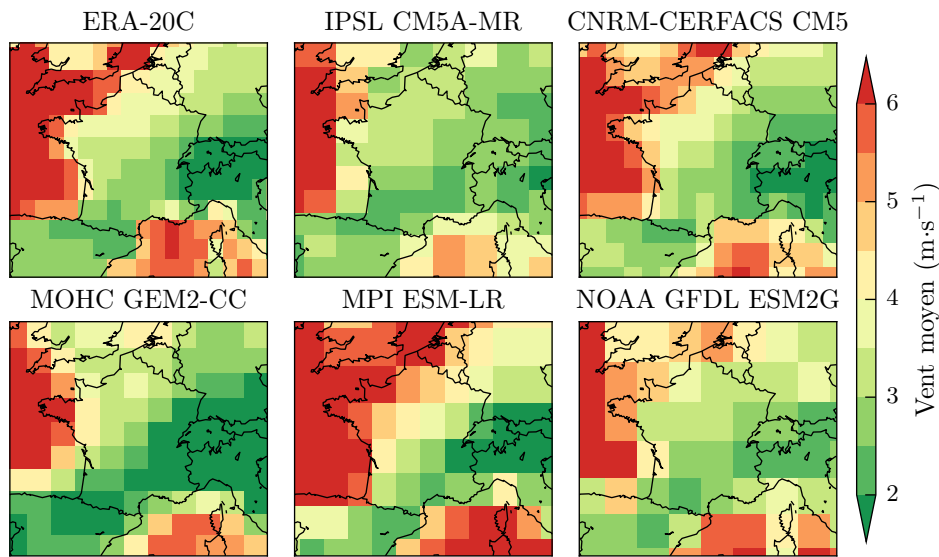


Figure 7.1 – Vent moyen sur la période 1951–2000 dans les réanalyses ERA-20C et cinq modèles de climat de CMIP5 (scénarios historiques).

La figure 7.2 montre la différence entre le vent moyen sur 2051–2100 (scénario RCP 4.5) et le vent moyen sur 1951–2000. Dans l'ensemble il y a plutôt une faible tendance à la baisse, mais avec une grande dispersion entre les modèles. Les amplitudes sont légèrement plus fortes dans le scénario RCP 8.5 (figure 7.16).

Quand on regarde les moyennes mensuelles au lieu des moyennes annuelles, la dispersion est encore plus forte, avec peu de cohérence spatiale dans chaque modèle, pas toujours de cohérence entre les deux scénarios RCP, et des variations très différentes d'un modèle à l'autre. Les figures 7.3 et 7.4 montrent ainsi les anomalies dans le vent futur (RCP 4.5) pour l'hiver (DJF) et l'été (JJA). Les différences sont plus marquées avec le scénario RCP 8.5, mais il y a toujours une grande dispersion entre les modèles (figures 7.17 et 7.18).

C'est à cause de ces fortes dispersions et de la faible résolution des modèles que, dans les études des scénarios futurs, le vent n'est pas utilisé tel quel mais retrouvé par des méthodes de descente en échelle dynamique ou statistique à partir de la grande échelle, comme dans les études citées en introduction. Ici on s'intéressera comme dans les chapitres précédents au géopotential à 500 hPa (Z500) comme variable grande-échelle.

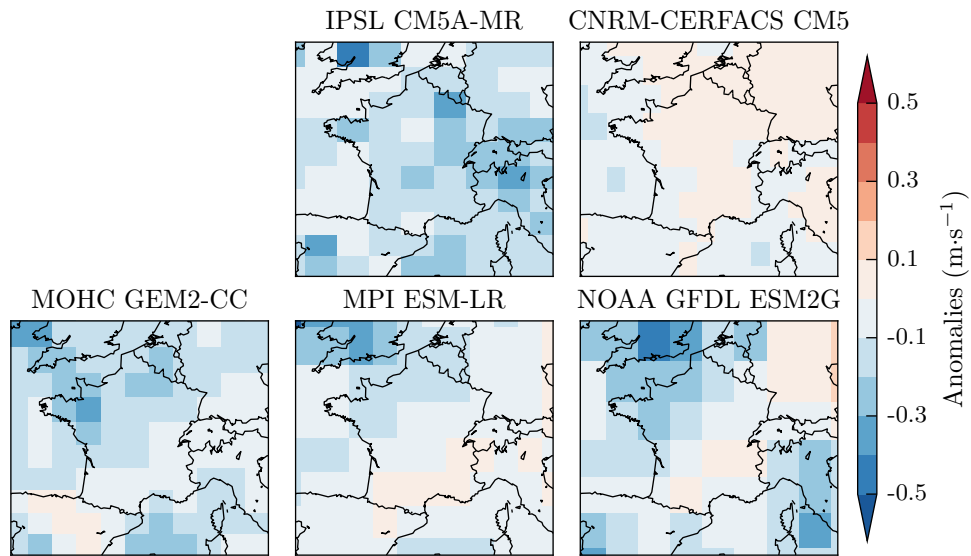


Figure 7.2 – Anomalies du vent de surface moyen sur les années 2051–2100 (scénario RCP 4.5) comparé à 1951–2000 (scénario historique).

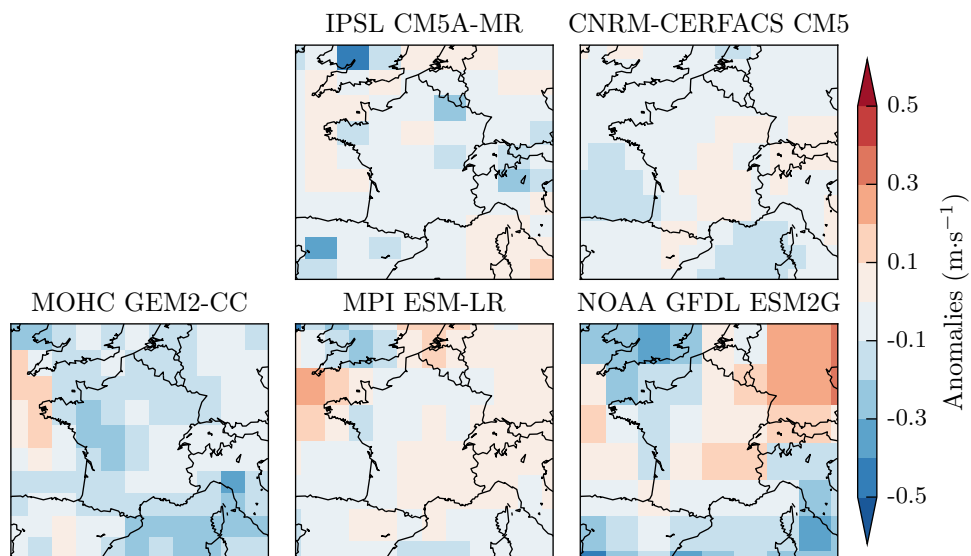


Figure 7.3 – Similaire à la figure 7.2 pour le vent moyenné sur les mois de décembre, janvier et février (scénario RCP 4.5 – historique).

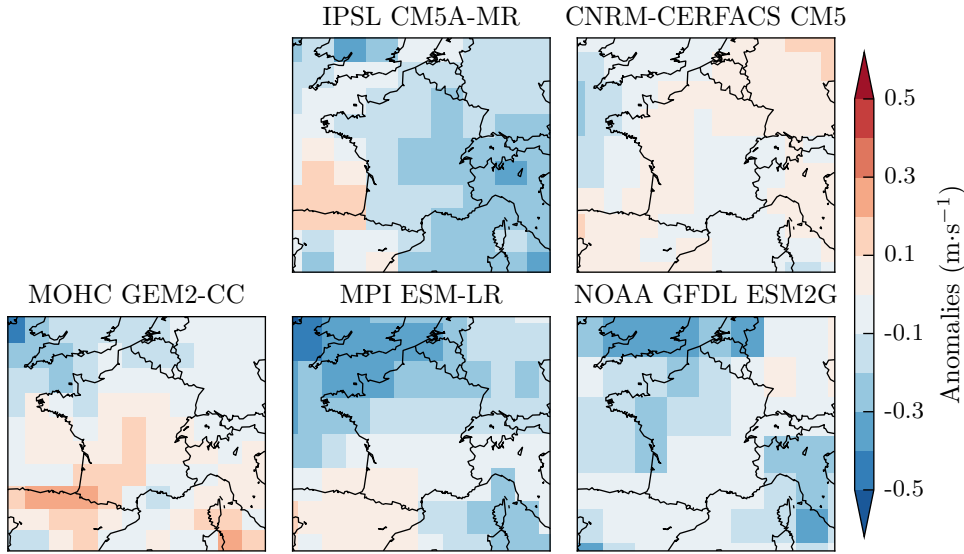


Figure 7.4 – Similaire à la figure 7.2 pour le vent moyenné sur les mois de juin, juillet et août (scénario RCP 4.5 – historique).

7.2.2 Composantes principales du Z500 et reconstructions du vent

Sur la période historique, on peut procéder comme dans le chapitre 6 avec une analyse en composantes principales sur le Z500 journalier pour extraire les premiers modes de variabilité, puis une reconstruction d'un signal de vent à partir de ces composantes principales via l'équation (6.3). Cette approche est représentée dans la colonne de gauche du schéma 7.5.

Sur la période future, il y a deux approches pour l'analyse en composantes principales :

- i. Soit on utilise les résultats de l'ACP appliquée sur la période historique : les EOFs sont projetés sur la période future pour obtenir les PC qui leur sont associées dans le futur. On fait alors l'hypothèse que les EOF sont stationnaires, ne se modifient pas trop dans le futur.
- ii. Soit on applique une nouvelle ACP sur la période future, donnant de nouveaux EOF et PC.

Ces deux approches sont représentées respectivement en jaune et en bleu dans le haut du schéma 7.5.

À partir de ces deux ACP, il y a trois approches possibles pour reconstruire le vent sur la période future (pour un scénario RCP) :

- a. Le signal de vent est reconstruit à partir des PC^i issues de l'ACP historique (i) ; les coefficients β_n^a pour la reconstruction sont les mêmes que pour la reconstruction sur la période historique.

- b. Le signal de vent est reconstruit à partir des mêmes PC^i ; mais cette fois-ci les coefficients β_n^b sont calés sur la période future : ils sont issus de la régression multilinéaire entre ces PC et le vent sur la période future.
- c. Le signal de vent est reconstruit à partir des PC issues de l'ACP (ii) ; les coefficients β_n^c sont issus de la régression multi-linéaire entre ces PC et le vent sur la période future.

Ces trois approches sont représentées respectivement en jaune, vert et bleu dans le bas du schéma 7.5.

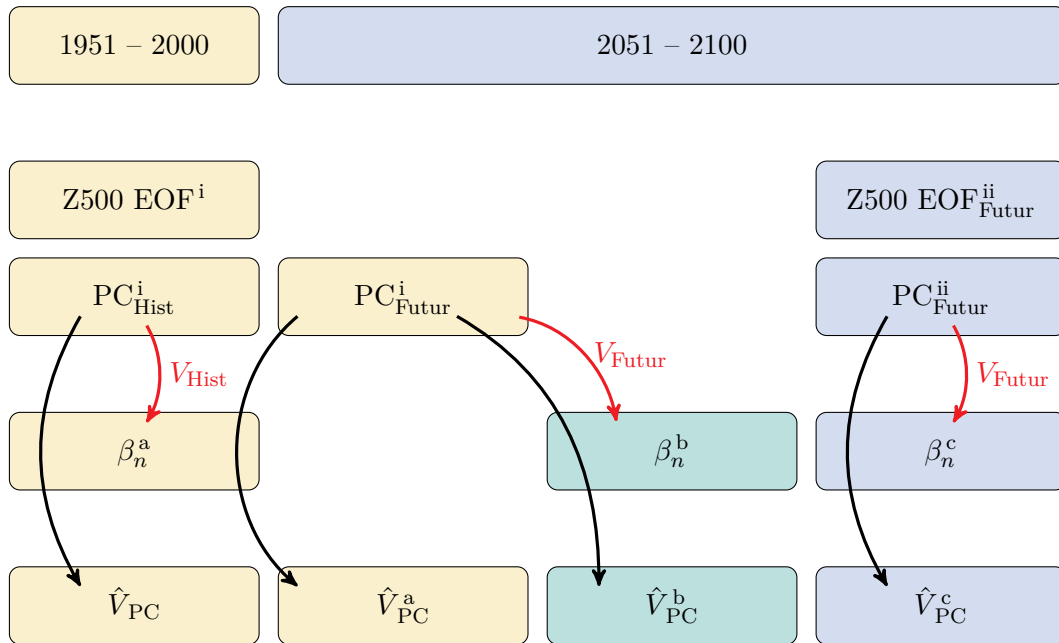


Figure 7.5 – Schéma des approches possibles pour l'analyse en composantes principales (i ou ii) puis la reconstruction du vent (a, b ou c) sur la période future.

Flèches rouges : relation de régression multilinéaire entre un ensemble de PC et une série de vent (historique ou futur, noté en rouge) pour obtenir un jeu de coefficients β_n .

Flèches noires : reconstruction du vent à partir d'une série de PC, en utilisant le jeu de coefficients β_n par lequel la flèche passe.

7.3 Approche en régimes saisonniers

J'utilise tout d'abord une approche similaire aux sections 6.3.1 et 6.3.2, en dérivant quatre régimes saisonniers à partir de la PC 1 du Z500. C'est l'approche (i) qui est utilisée pour l'analyse en composantes principales et, de même, le partitionnement de la PC 1 en quatre régimes saisonniers est effectué sur la période historique et appliqué aux deux périodes, historique et future (pour chaque scénario RCP).

7.3.1 Modifications des fréquences des régimes

Dans le futur, le Z500 poursuit la hausse observée sur la fin du 20^e siècle. Les modifications sont importantes et reflétées dans l'évolution des fréquences α_r des régimes saisonniers, tracées dans la figure 7.6. Pour la période historique, les cinq modèles ont une répartition des régimes similaire à ERA-20C (fig. 7.6a-b). Sur la période future (fig. 7.6c-d), la fréquence du régime d'été augmente pour composer presque exclusivement les mois de juin à septembre ; les régimes de transition sont décalés vers l'hiver et le régime d'hiver diminue, avec une quasi-disparition dans le scénario RCP 8.5.

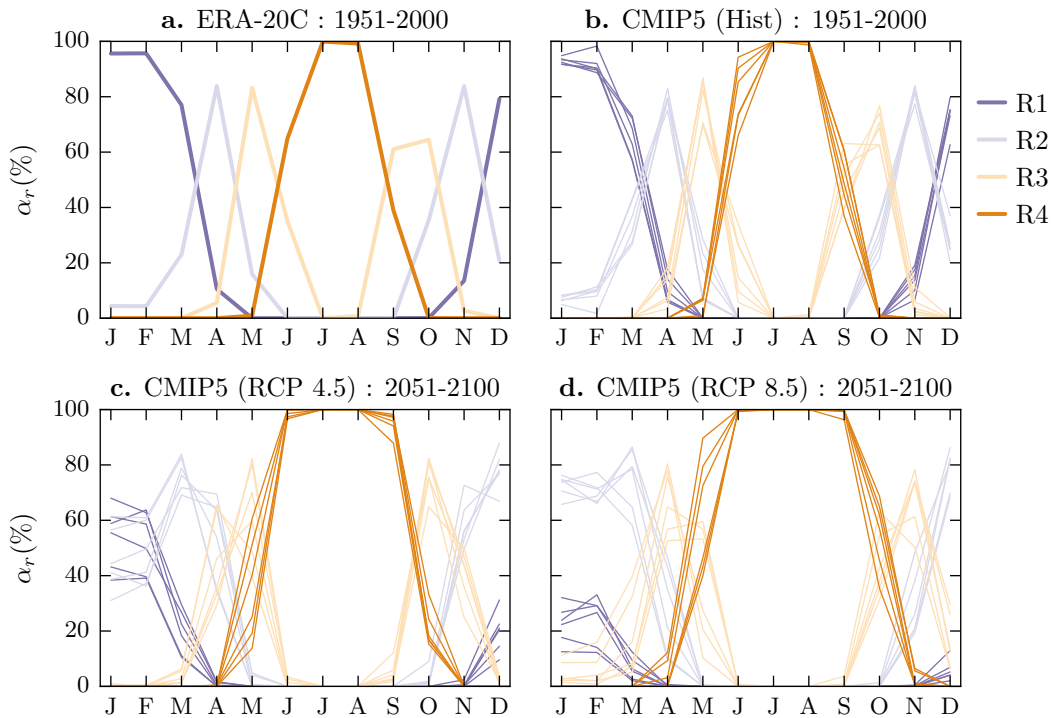


Figure 7.6 – Fréquences moyennes des quatre régimes saisonniers dans chaque mois calendaire (similaire à la figure 6.15) pour : **a.** ERA-20C sur la période historique ; **b-d.** les cinq modèles CMIP 5 dans les trois scénarios (un trait pour chaque modèle).

7.3.2 Modifications inter-régimes

Si on prend en compte uniquement l'effet de la variation des fréquences α_r des régimes saisonniers, en supposant constant les V_r (vent moyen à l'intérieur de chaque régime), on trouve une baisse de vent de l'ordre de $0,1$ à $0,2 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ (de moindre amplitude dans le sud) et ce pour tous les modèles dans le scénario RCP 4.5 (figure 7.7). La baisse est encore plus prononcée dans le scénario RCP 8.5 (figure 7.19).

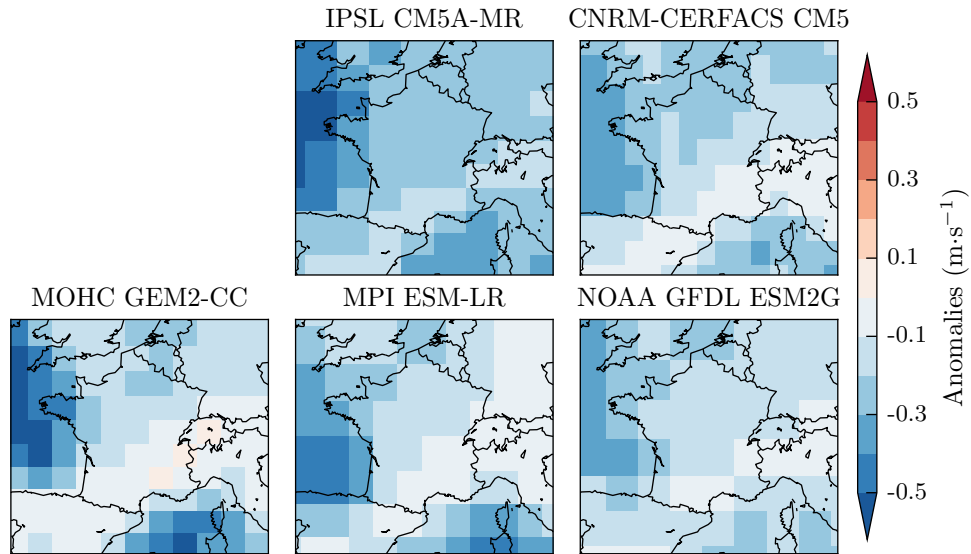


Figure 7.7 – Vent reconstruit à partir des quatre régimes saisonniers, moyenné sur les années 2051–2100 (scénario RCP 4.5) comparé à la reconstruction sur le scénario historique, moyennée sur 1951–2000.

7.3.3 Modifications intra-régimes

Ces modifications inter-régimes sont en partie compensées par des modifications intra-régimes, c'est-à-dire des modifications du vent moyen V_r dans chaque régime r . Les vents V_r sont plutôt à la hausse pour les régimes d'hiver (R1) et de transition (R2 et R3), ainsi que le montre la figure 7.8 pour le scénario RCP 4.5. Cela explique la différence entre les baisses fortes dans le vent reconstruit de la figure 7.7 et les baisses plus faibles observées dans le vent de surface des modèles (figure 7.2).

À l'inverse, pour le régime d'été R4, les modèles s'accordent plutôt sur une baisse de vent, qui vient donc s'ajouter à l'effet d'allongement de l'été sur la fin du printemps et le début de l'automne, qui provoque déjà une tendance à la baisse.

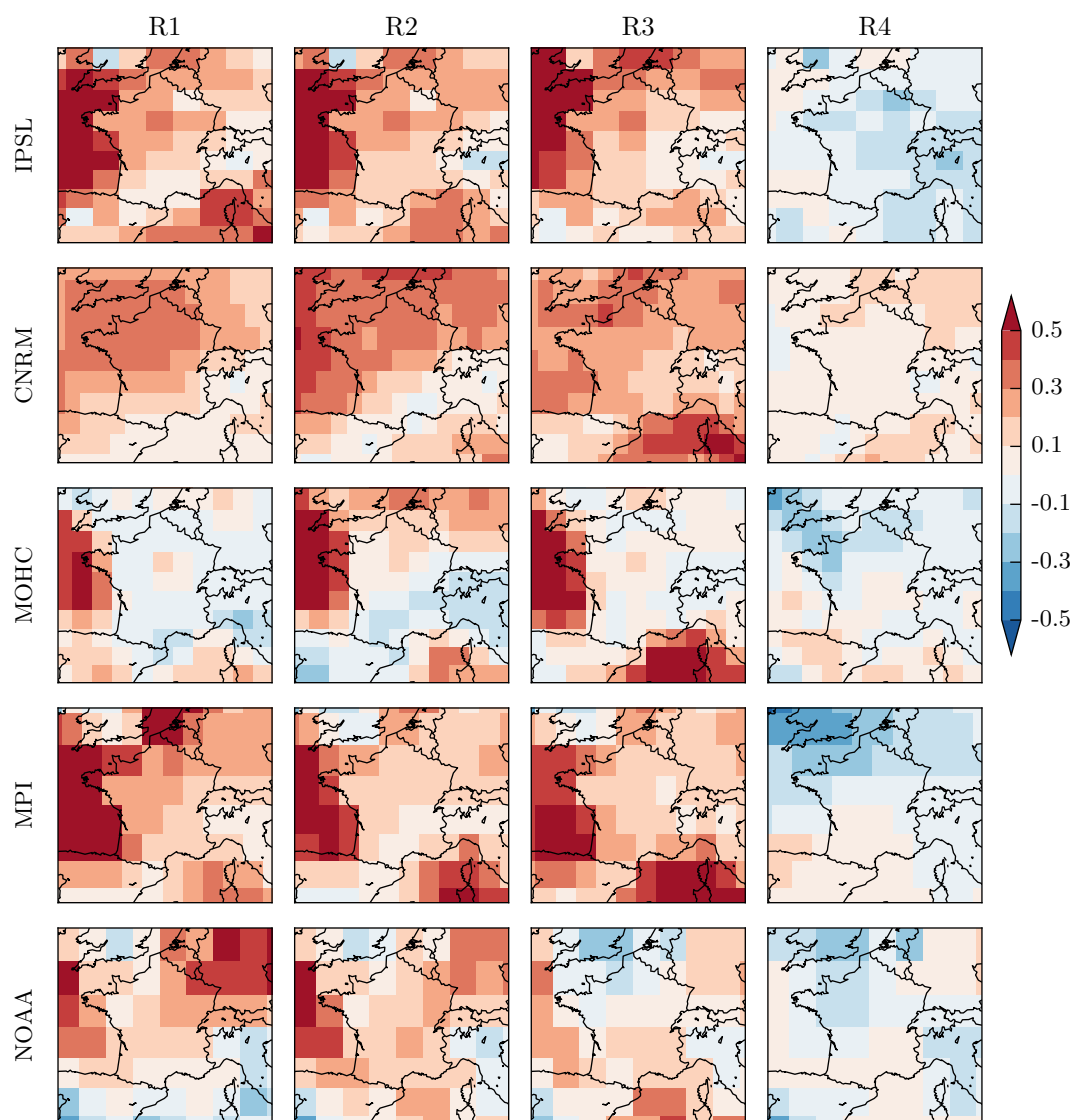


Figure 7.8 — Variations intra-régimes saisonniers pour le scénario RCP 4.5 : différence en $\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$ du vent moyen à l'intérieur de chaque régime saisonnier R1 à R4 (colonnes) entre la période future et la période historique ; et ce pour chaque modèle CMIP 5 (lignes).

7.4 Approche en composantes principales sur l'hiver

Pour aller plus loin, l'approche suivante est de reconstruire le vent à partir de combinaisons linéaires des composantes du Z500 journalier, comme dans le chapitre 6. Cependant cette approche ne donne pas des résultats satisfaisants car elle ne permet pas de reconstruire correctement le vent, même moyenné annuellement, sur de si longues périodes. Il apparaît que la reconstruction linéaire est trop simple, une reconstruction polynomiale donne de meilleurs résultats en moyenne annuelle mais ses résultats restent difficilement interprétables en moyennes mensuelles. Les mauvaises reconstructions sont le signe de la modification des relations entre les modes de variabilité de la grande échelle et le vent de surface.

Comme nous avons déjà apporté des réponses pour l'été, et afin de mieux comprendre ce qu'il se passe sur l'hiver, qui est la période la plus critique pour la production éolienne, je restreins l'étude aux mois de décembre, janvier et février.

7.4.1 Modes de variabilité

J'utilise une approche en moyenne mensuelle comme dans la section 5.4.3. Cependant, avant de restreindre les données à ces trois mois, je retire préalablement le cycle saisonnier du Z500, c'est-à-dire la première composante issue d'une ACP sur l'ensemble de l'année. Sur la période historique les résultats sont presque identiques ; sur la période future cela retire des signaux dus à l'augmentation forte du Z500 et qui parasitent les premiers modes de variabilité.

Ainsi avec ERA-20C sur la période historique on retrouve les mêmes trois premiers modes de variabilité (NAO, EA et SCA) que ceux précédemment trouvés et tracés dans la figure 5.17. Ils sont tracés dans la figure 7.9 avec une indication de la variabilité des PC sur les cinquante mois de décembre, janvier et février.

Pour les modèles de CMIP 5, l'analyse en composantes principales sur la période historique permet de retrouver des EOF assez semblables aux motifs NAO, EA et SCA de ERA-20C pour trois modèles : CNRM, MOHC et MPI. Pour le modèle NOAA le motif EA arrive en troisième position et un motif proche de SCA en deuxième position. Pour le modèle IPSL, les motifs sont différents, les deux premiers modes étant un mélange de NAO et EA. Les EOF sont tracés pour exemple dans la figure 7.10 pour le modèle CNRM et en annexe du chapitre (section 7.A.2) pour les quatre autres modèles.

Ces figures montrent aussi l'évolution des PC sur la période future (approche (i), pour les deux scénarios RCP). Les modèles s'accordent sur une tendance à la hausse de l'indice NAO, et une tendance à la baisse des indices EA et SCA. D'après les corrélations que nous avons observées dans la section 5.4.3, la baisse de SCA correspond à une hausse du vent, et la hausse de l'indice NAO correspond à une hausse du vent dans le nord de la France et l'inverse au sud.

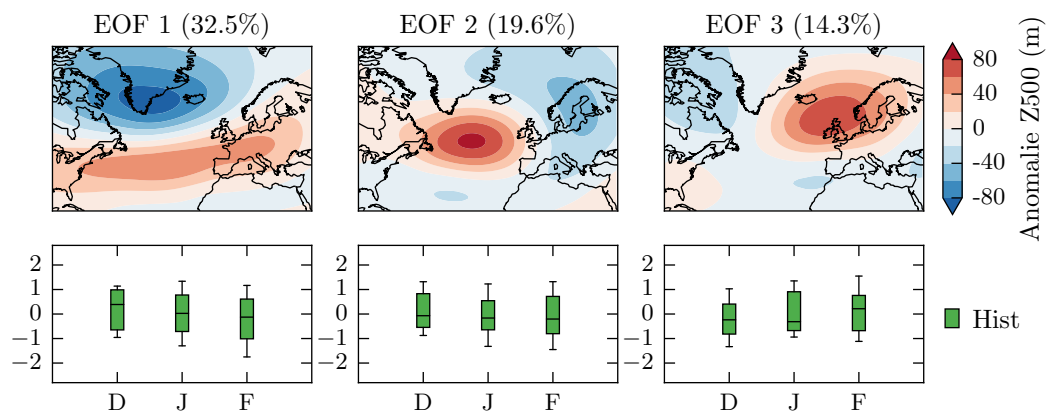


Figure 7.9 – Trois premiers modes de variabilité issus de l'analyse en composantes principales sur le Z500 (moyennes mensuelles) sur les mois de décembre, janvier et février (après avoir retiré le cycle saisonnier) entre 1951 et 2000 (réanalyses ERA-20C).

2^e ligne : variabilité des PC associées à chaque EOF. Pour décembre, janvier et février, la boîte indique les quartiles et les moustaches, les 1^{er} et 9^e déciles parmi les cinquante mois de la période.

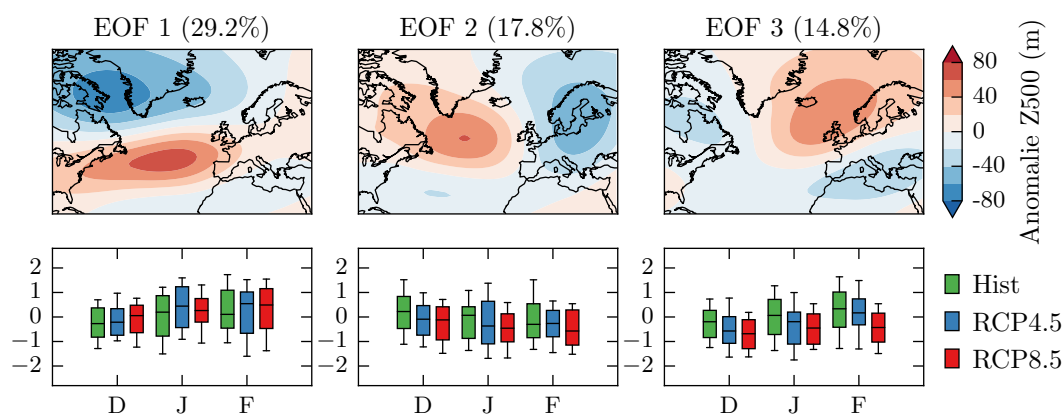


Figure 7.10 – Similaire à la figure 7.9 pour l'analyse en composante principale (i) sur la période historique, appliquée aux deux scénarios futurs. Modèle CMIP 5 du CNRM.

7.4.2 Reconstruction du vent

Je reconstruis le vent mensuel sur les mois de décembre, janvier et février à partir des trois premières composantes principales, tout d'abord par l'approche (a), c'est-à-dire en utilisant les mêmes coefficients β_n pour la régression multilinéaire sur les périodes historique et futures. On obtient un vent reconstruit \hat{V} sur le passé et \hat{V}^a sur le futur. La différence moyenne entre \hat{V}^a et \hat{V} est tracée dans la figure 7.11 et confirme l'intuition liée à la hausse/baisse des indices NAO/SCA : on trouve une augmentation du vent sur l'ensemble de la France excepté le sud-est. Cela est cohérent avec les résultats pour l'hiver des études citées en introduction.

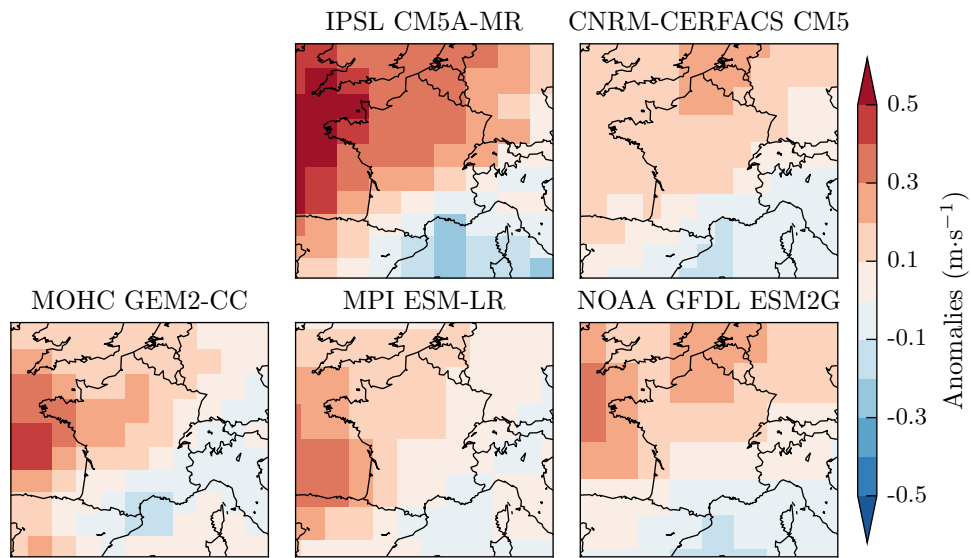


Figure 7.11 – Différence entre la moyenne de la reconstruction \hat{V}^a (scénario futur RCP 4.5) et la moyenne de la reconstruction \hat{V} (période historique).

Si on compare les vents reconstruits à partir du Z500 (\hat{V} ou \hat{V}^a) aux vents de surface issus directement des modèles (respectivement V_{Hist} et V_{Futur}), on trouve de très bonnes corrélations, autour de 0,7. Par exemple entre \hat{V}^a et V_{Futur} dans la figure 7.12. Cependant la méthode (a), même si elle reproduit bien les variations inter-annuelles, présente un biais sur la période future, représenté dans la figure 7.13. Ce biais provient en fait d'un décalage régulier entre le vent reconstruit et le vent du modèle. Ce décalage qui se fait petit à petit au cours du temps, n'est pas visible sur une période courte mais devient important dans la comparaison de deux périodes espacées de 100 ans.

La limite de cette reconstruction par l'approche (a) est qu'elle suppose stationnaire dans le temps la relation entre la circulation de grande échelle et la surface, relation symbolisée par les coefficients β_n . Or on voit ici que cette relation se modifie dans le temps. On peut s'en assurer en comparant au vent reconstruit avec la méthode (b), \hat{V}^b , c'est-à-dire en réajustant de nouveaux coefficients β_n sur la période future. Les

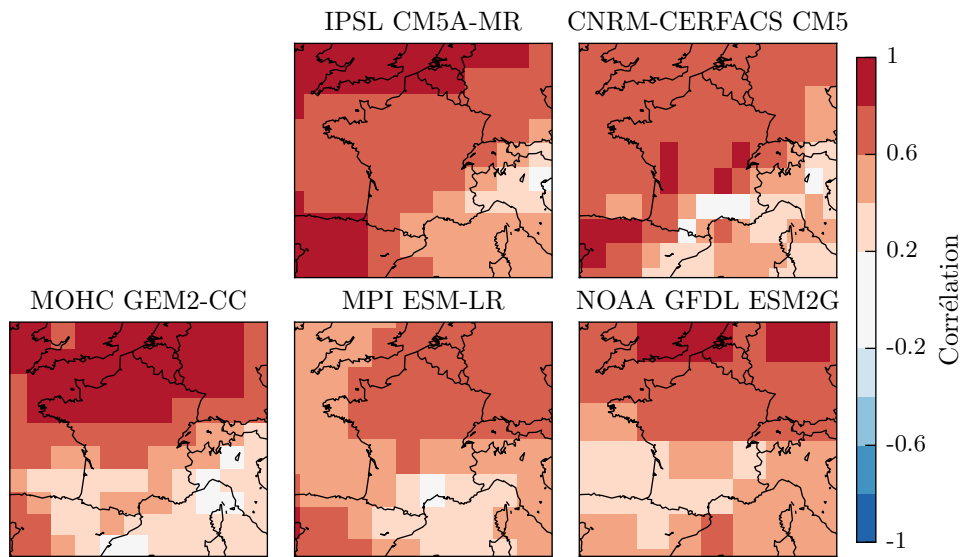


Figure 7.12 – Corrélation entre les moyennes sur les hivers (DJF successifs) de la reconstruction \hat{V}^a (scénario futur RCP 4.5) et idem pour le vent futur V_{Futur} (scénario RCP 4.5).

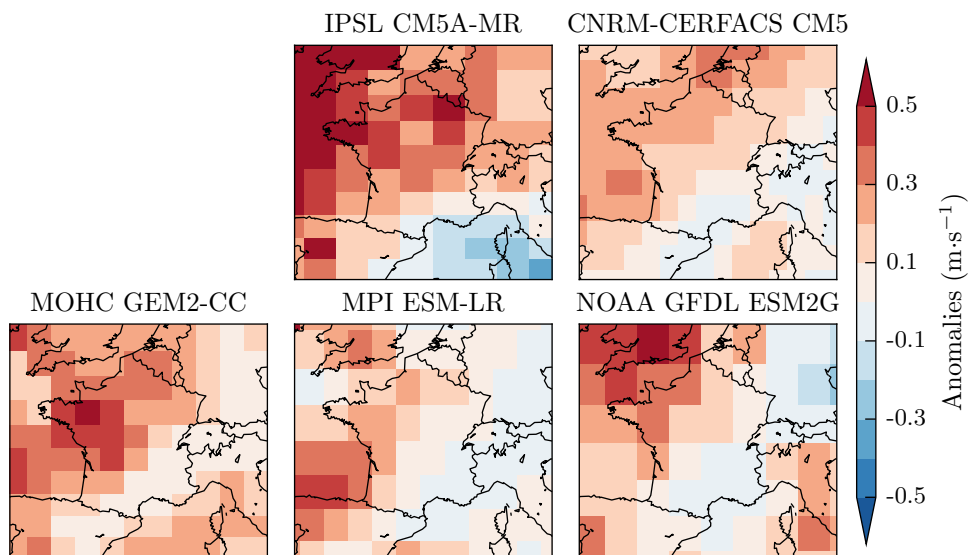


Figure 7.13 – Différence entre la moyenne de la reconstruction \hat{V}^a (scénario futur RCP 4.5) et la moyenne du vent futur V_{Futur} (scénario RCP 4.5).

β_n sont effectivement un peu différents sur la période future par rapport à la période historique, ce qui permet de reconstruire le vent sans biais. Par contre la corrélation entre \hat{V}^b et V_{Futur} est similaire, à peine supérieure, à celle entre \hat{V}^a et V_{Futur} .

On peut donc s'interroger sur les résultats des études qui supposent cette stationnarité, notamment toutes les études utilisant des méthodes statistiques ou statistico-dynamiques avec des régimes de temps. Le fait que ces méthodes trouvent des hausses de vent similaires à la figure 7.11 est peut-être uniquement lié à cette hypothèse de stationnarité qui peut être erronée.

Une des raisons de ces modifications des β_n est la modification des EOFs dans le temps. L'approche (ii) pour l'analyse en composantes principales permet d'observer des modifications spatiales parfois très importantes dans les motifs des EOF dans le futur. Les figures 7.14 et 7.15 montrent les résultats des ACP pour les deux scénarios RCP pour le modèle CNRM (autres modèles section 7.A.2). C'est le signe de modifications grande-échelle de la circulation atmosphérique.

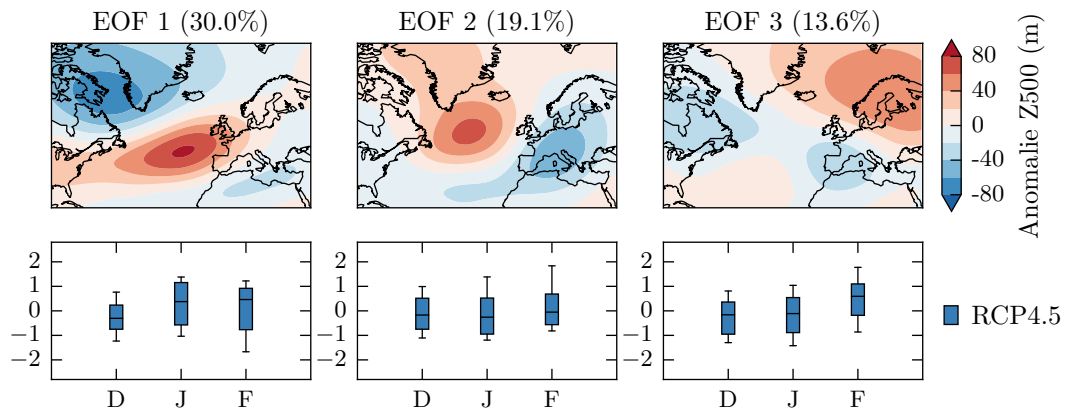


Figure 7.14 – Similaire à la figure 7.9 pour le modèle CNRM sur la période future dans le scénario RCP 4.5. (Approche (ii) pour l'ACP.)

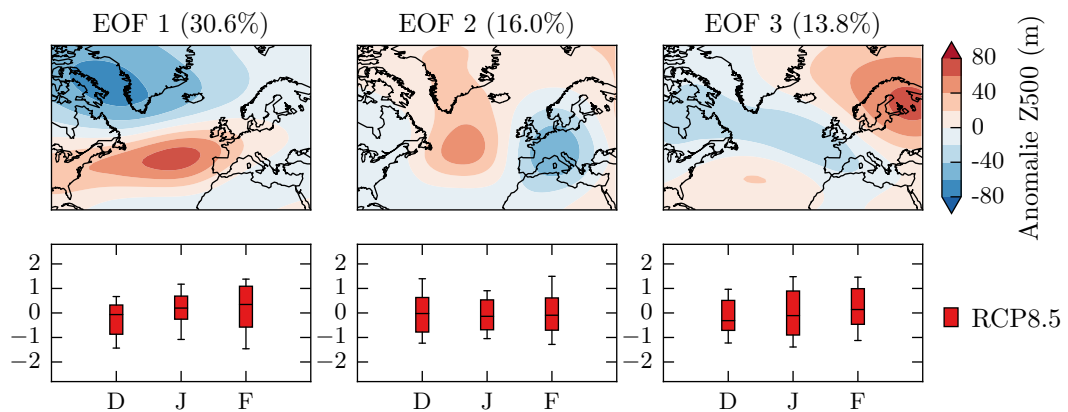


Figure 7.15 – Similaire à la figure 7.14 pour RCP 8.5.

7.5 Conclusion

L'évolution future du vent de surface en France est très incertaine. En moyenne annuelle, il est possible que le potentiel français baisse un peu, mais les modèles de climat futur présentent des signaux faibles et une forte dispersion inter-modèles. De plus les modèles ne représentent pas toujours très bien la circulation atmosphérique sur la période historique, la compréhension de leur évolution future et de ses conséquences pour la France est donc difficile.

Pour les mois d'été, les informations convergent sur une baisse de vent. Deux effets se conjuguent : l'été s'affaiblit en vent, mais aussi s'allonge, venant remplacer les saisons intermédiaires historiquement plus ventées.

Pour l'hiver, les résultats sont plus mitigés, l'hiver se raccourcit mais serait plus venté en compensation. La grande échelle contient un signal à la hausse sur la France (excepté sur le sud-est où c'est une baisse) en cohérence avec la littérature citée en introduction. Cependant les incertitudes sur la reconstruction à partir de la grande échelle sont du même ordre de grandeur que le signal. Le signal de hausse ne se retrouve pas dans le vent de surface du modèle, soit parce que les modèles représentent trop mal le vent de surface, soit parce que la grande échelle n'est pas le seul pilote du vent de surface, comme on l'a vu au chapitre précédent dans la baisse de vent en avril. En tout cas, il ressort des comparaisons des différentes analyses et méthodes de reconstruction du vent qu'il n'est pas adéquat de se reposer sur des hypothèses de stationnarité pour la descente en échelle des simulations de climat futur. En effet la circulation de grande échelle évolue dans le futur, ainsi les modes dominants de variabilité du système climatique se modifient, de même que leurs liens avec la circulation de surface.

7.A Figures supplémentaires

7.A.1 Anomalies de vent dans le scénario RCP 8.5

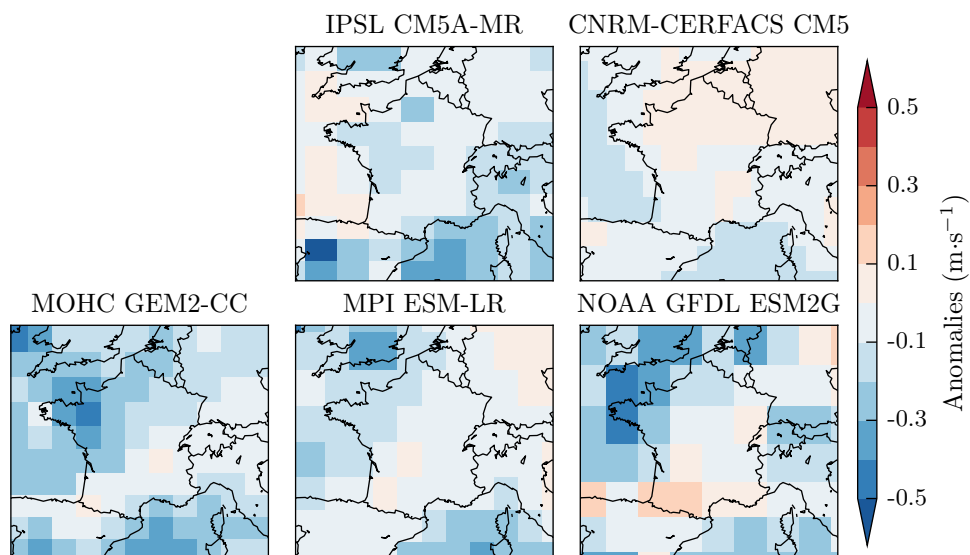


Figure 7.16 – Anomalies du vent moyen période future – historique (similaire à la figure 7.2) pour le scénario RCP 8.5.

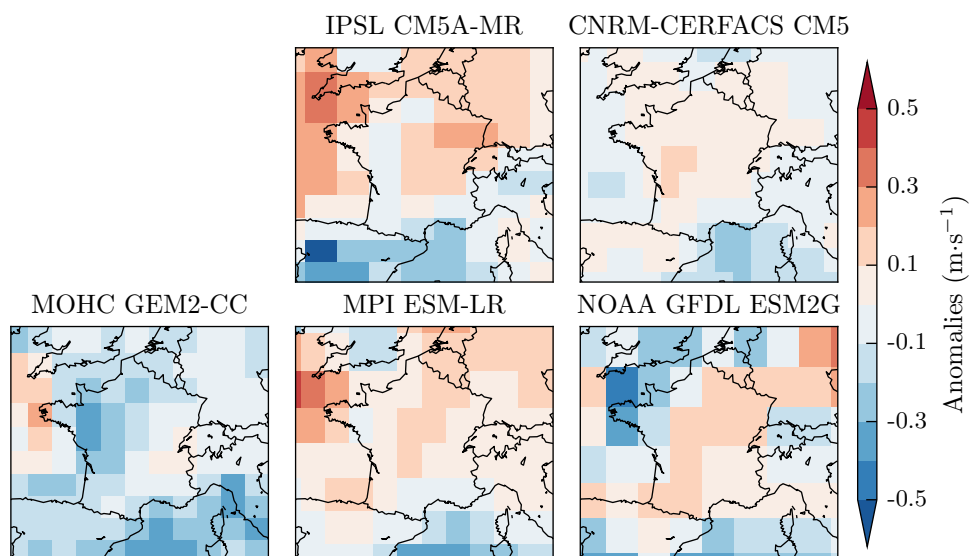


Figure 7.17 – Anomalies du vent moyen période future – historique en hiver (similaire à la figure 7.3) pour le scénario RCP 8.5.

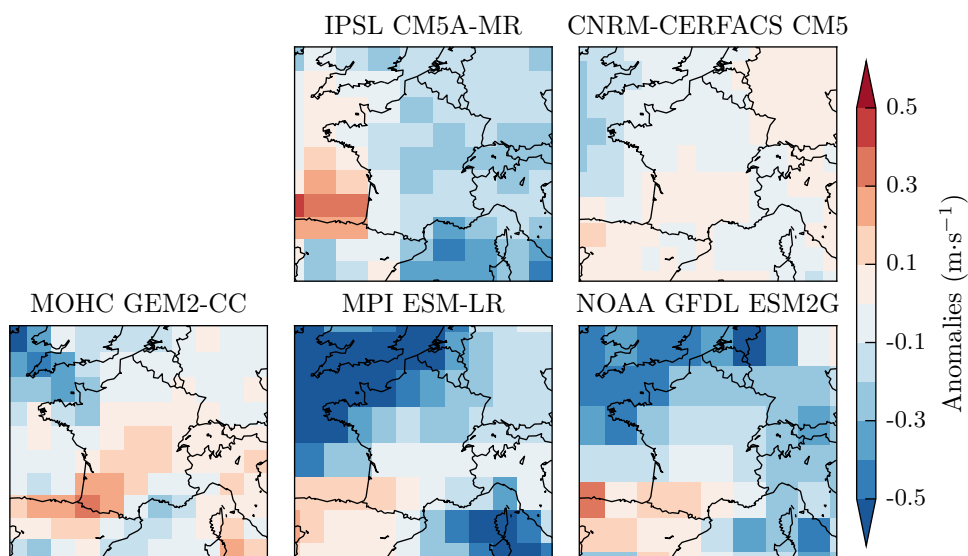


Figure 7.18 – Anomalies du vent moyen période future – historique en été (similaire à la figure 7.4) pour le scénario RCP 8.5.

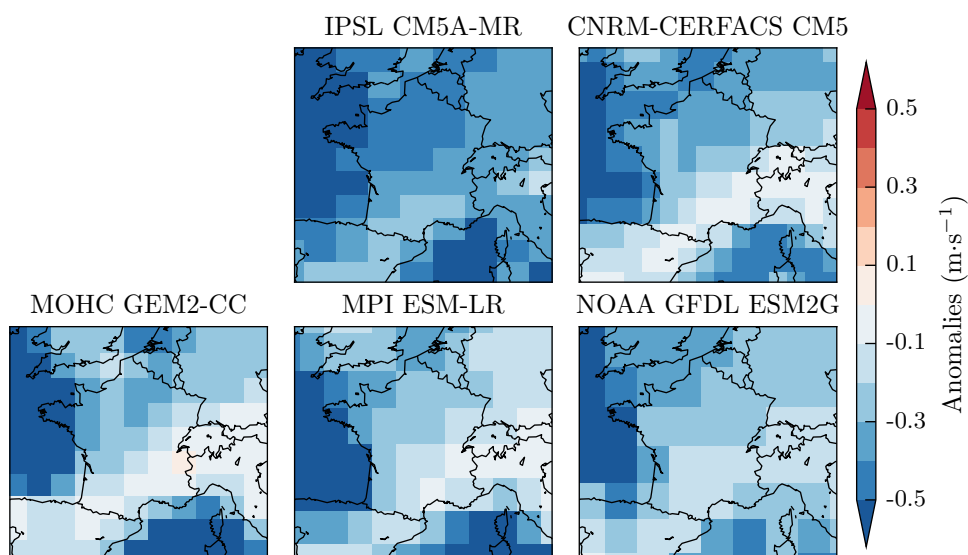


Figure 7.19 – Variations inter-régimes saisonniers (similaire à la figure 7.7) pour le scénario RCP 8.5.

7.A.2 Modèle IPSL

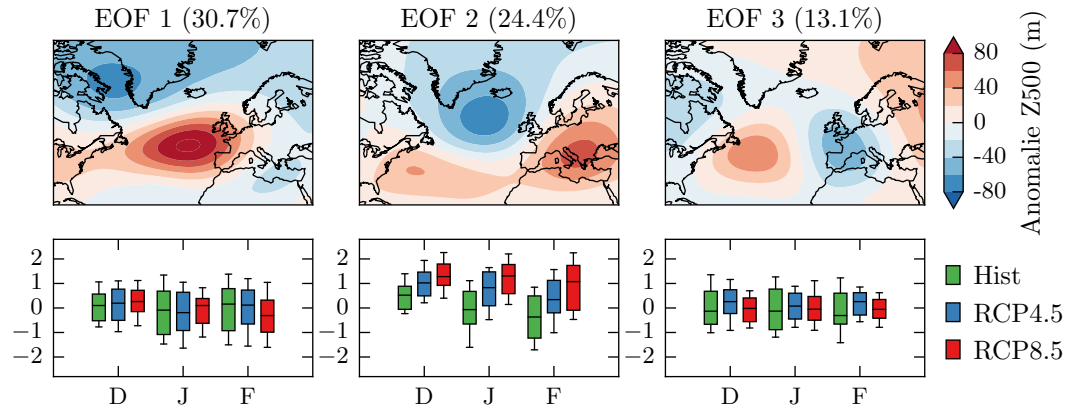


Figure 7.20 – Similaire à la figure 7.10 : modes principaux de l'ACP (i).

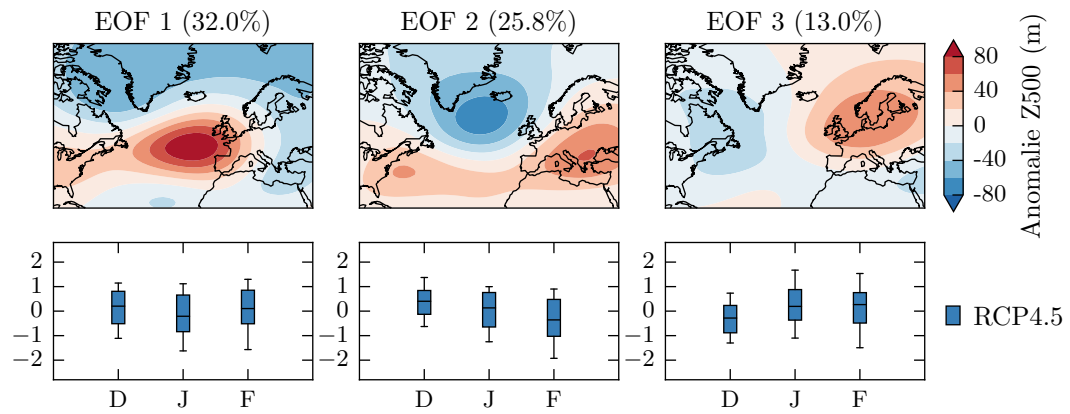


Figure 7.21 – Similaire à la figure 7.14 : ACP (ii) avec RCP 4.5.

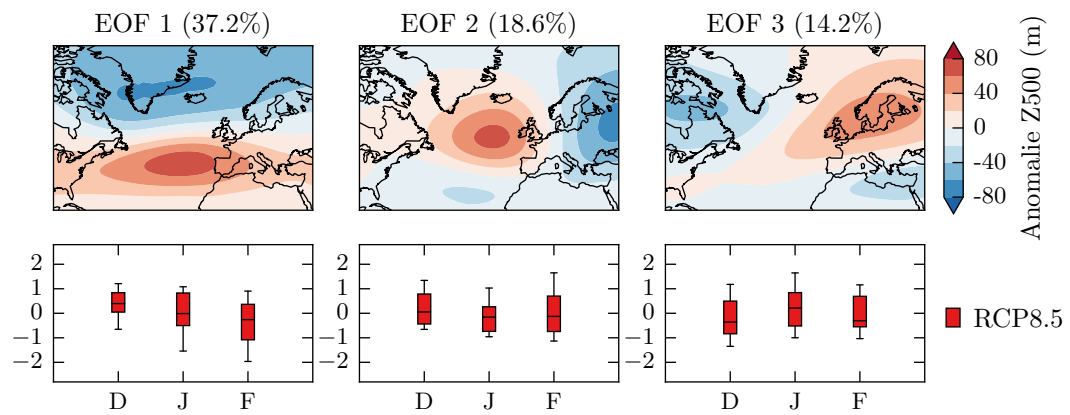


Figure 7.22 – Similaire à la figure 7.15 : ACP (ii) avec RCP 8.5.

7.A.3 Modèle MOHC

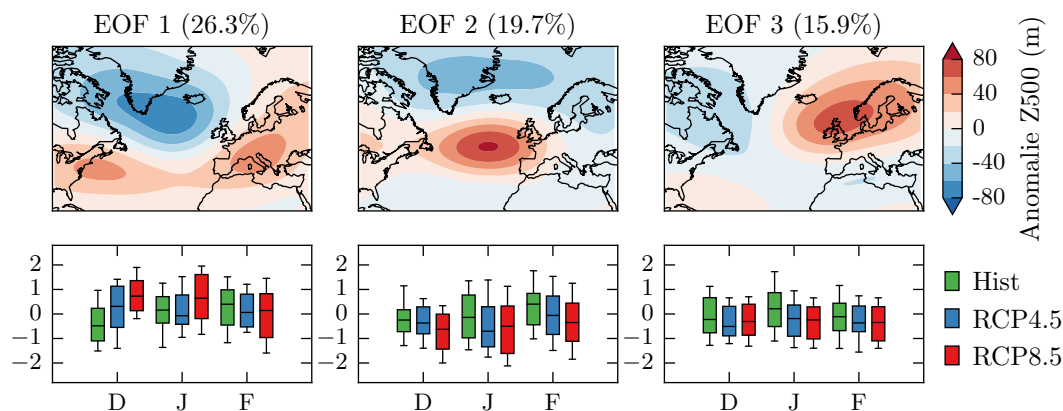


Figure 7.23 – Similaire à la figure 7.10 : modes principaux de l'ACP (i).

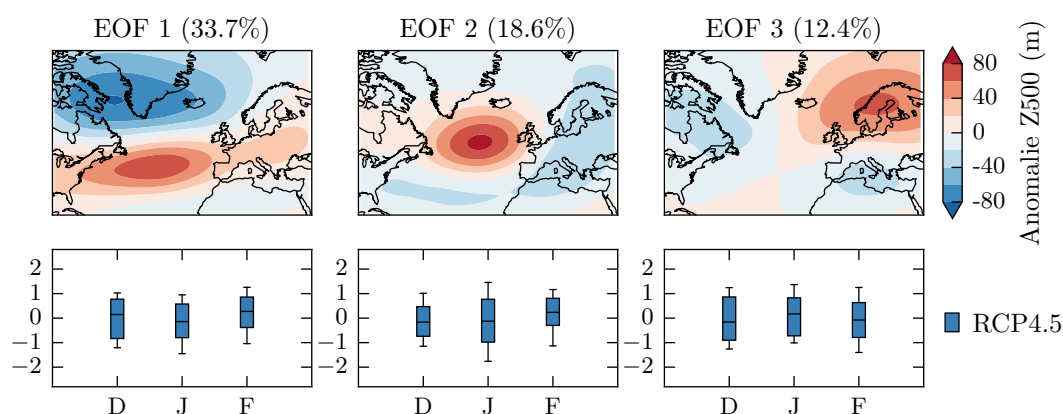


Figure 7.24 – Similaire à la figure 7.14 : ACP (ii) avec RCP 4.5.

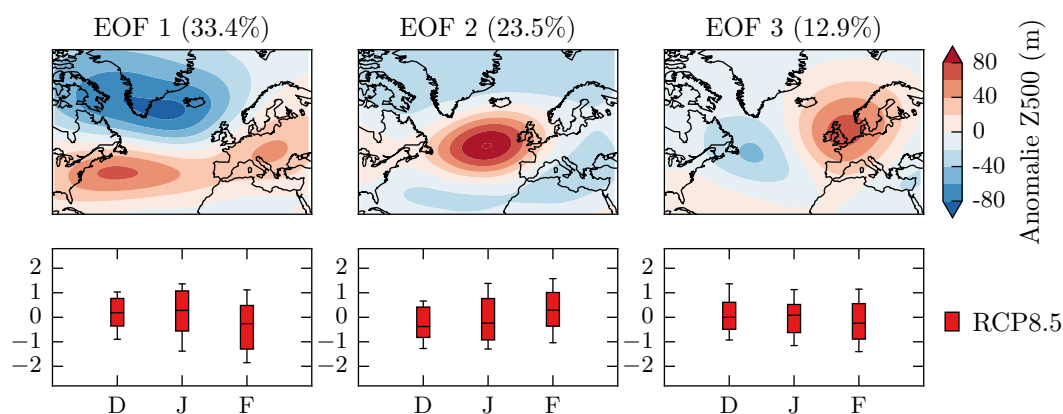


Figure 7.25 – Similaire à la figure 7.15 : ACP (ii) avec RCP 8.5.

7.A.4 Modèle MPI

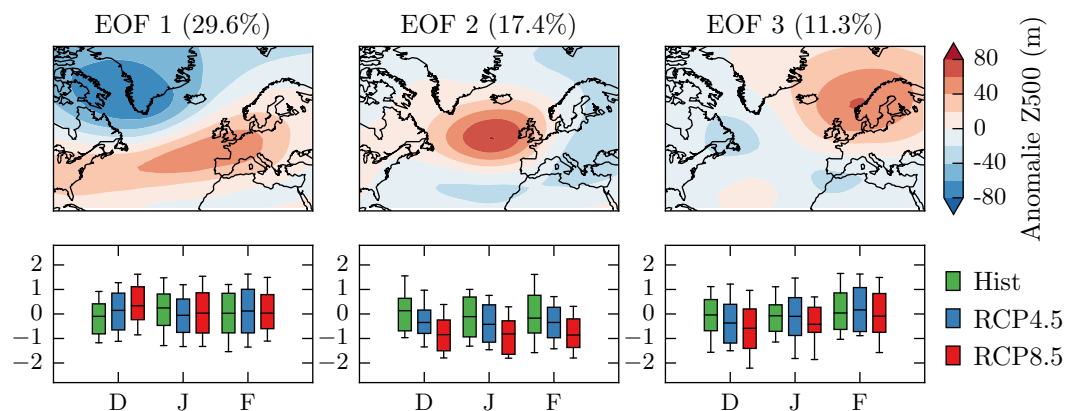


Figure 7.26 – Similaire à la figure 7.10 : modes principaux de l'ACP (i).

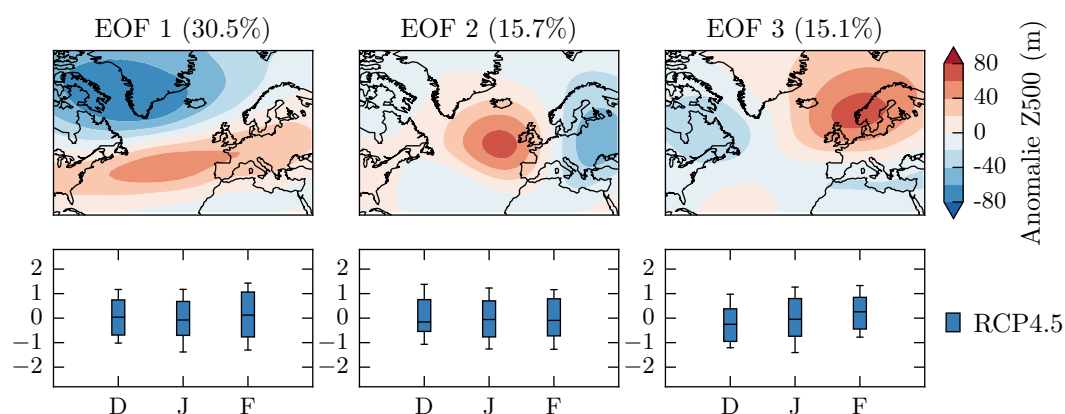


Figure 7.27 – Similaire à la figure 7.14 : ACP (ii) avec RCP 4.5.

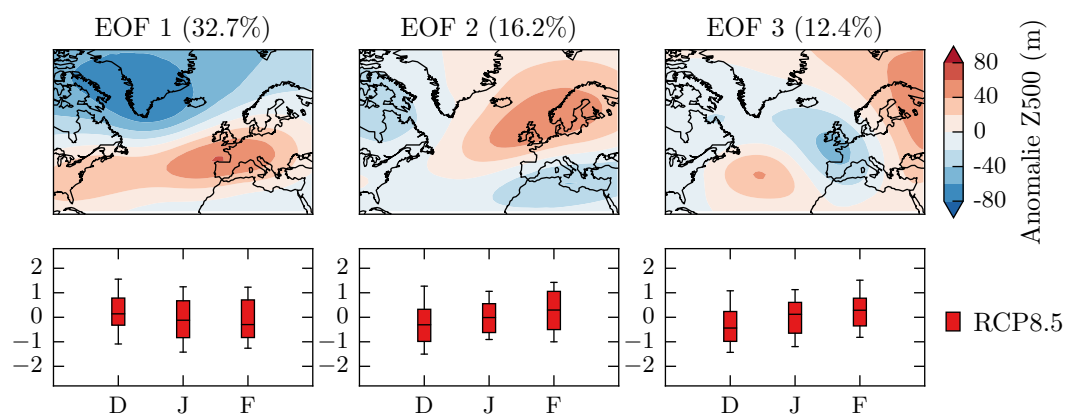


Figure 7.28 – Similaire à la figure 7.15 : ACP (ii) avec RCP 8.5.

7.A.5 Modèle NOAA

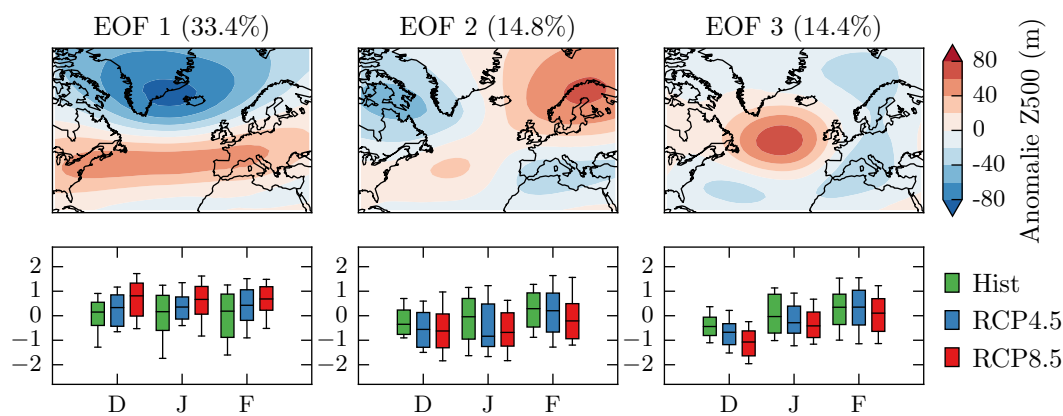


Figure 7.29 – Similaire à la figure 7.10 : modes principaux de l'ACP (i).

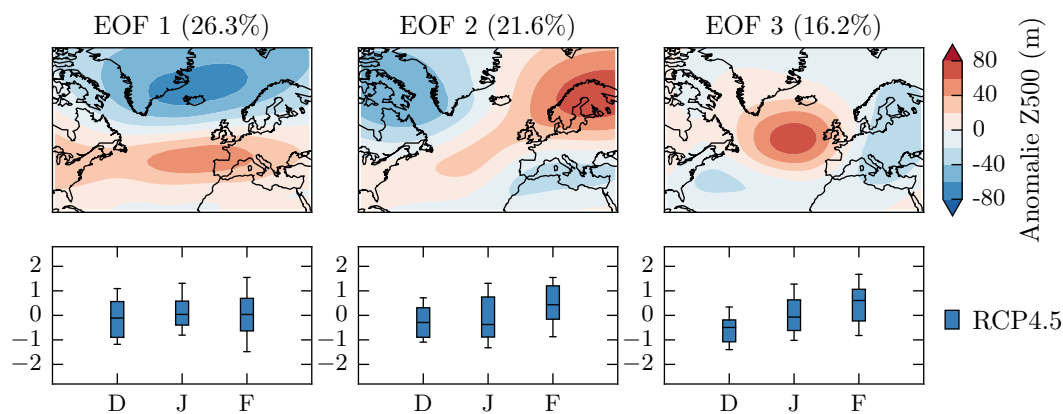


Figure 7.30 – Similaire à la figure 7.14 : ACP (ii) avec RCP 4.5.

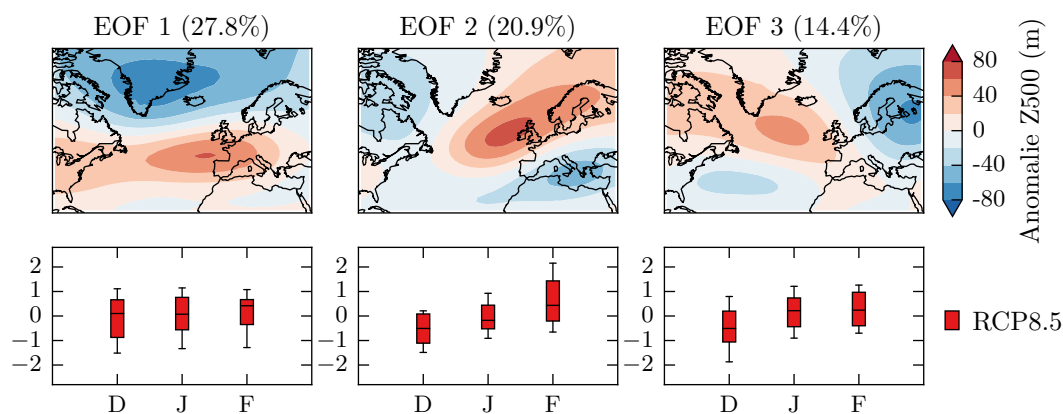


Figure 7.31 – Similaire à la figure 7.15 : ACP (ii) avec RCP 8.5.

Conclusion générale

La sous-production des parcs éoliens peut être expliquée en grande partie par la très forte variabilité du vent aux échelles horaires à décennales, soit parce que la ressource elle-même a été plus faible qu'attendu sur une période, soit parce que la variabilité a mal été prise en compte par les méthodes d'évaluation du potentiel.

La méthodologie utilisée pour évaluer le potentiel éolien a été passée en revue dans la première partie de la thèse. Il en est ressorti que la méthodologie comporte de nombreuses étapes pour passer du vent mesuré à un endroit précis d'un site et sur une courte période, au vent estimé au long terme, à l'emplacement et à la hauteur de chaque éolienne du futur parc. Chaque étape pose des hypothèses ou réalise des approximations qui sont sources d'incertitudes, qui s'ajoutent les unes aux autres. Or, comme l'énergie éolienne est reliée au cube du vent, un pourcent d'erreur sur le vent moyen correspond à deux à trois pourcents d'erreur sur la puissance moyenne. C'est pourquoi il est important, non seulement de limiter les erreurs de chaque étape, mais aussi d'être conscient des incertitudes liées à chaque méthode afin d'estimer correctement l'incertitude totale sur la production.

Certaines sources d'erreurs peuvent être éliminées ou réduites. Par exemple, nous avons vu que la modélisation statistique par une distribution de Weibull est une source d'erreurs importantes, qui peuvent être évitées en utilisant la série temporelle des mesures au lieu de la modéliser. L'utilisation de la distribution de Weibull est particulièrement problématique dans les zones moins ventées et plus accidentées vers lesquelles se tournent désormais les développeurs éoliens, et où les incertitudes sont déjà plus importantes et les productions plus faibles que dans les premières zones d'implantations éoliennes. En dehors des zones les plus ventées du nord-ouest de la

France, la distribution de Weibull introduit une surestimation de plusieurs pourcents (avec des méthodes d'ajustement classiques, les erreurs étant en général plus faibles avec la méthode implémentée dans le logiciel WAsP), ou bien une sous-estimation dans certains cas de régimes bimodaux dans les montagnes. Dans ces zones où la production est déjà plus faible, ces quelques pourcents peuvent être critiques et contribuer à considérer rentable un projet qui ne l'est pas. Dans les zones les plus accidentées, où l'incertitude est déjà forte parce qu'un mât de mesure est moins représentatif des alentours, la modélisation par une distribution de Weibull peut conduire à des valeurs complètement erronées sur la production, avec des écarts relatifs supérieurs à 10 %, et ce même avec la méthode de WAsP dans certains cas. La modélisation statistique, qui avait un intérêt pour la simplification des calculs du potentiel, n'a plus lieu d'être aujourd'hui. C'est donc une étape qu'il convient de supprimer, même si son utilisation est ancrée aussi bien dans les logiciels que dans les mentalités.

Une autre étape de la méthodologie où les erreurs peuvent être réduites est l'extrapolation verticale du vent mesuré sur le site. Cette étape, une des premières dans l'évaluation du potentiel, peut introduire des erreurs importantes parce que les méthodes utilisées sous-estiment la forte variabilité, notamment diurne, du profil vertical du vent. Par exemple, des mesures autour de 50 mètres de hauteur font apparaître un cycle diurne très marqué avec un pic de vent en milieu de journée. Une extrapolation avec une loi simple, comme celles couramment utilisées aujourd'hui, va transposer en altitude ce cycle diurne alors même qu'il n'est plus visible autour de 100 mètres de hauteur. Seule une méthode d'extrapolation prenant en compte les variations de la stabilité atmosphérique peut restituer un cycle diurne correct et limiter ainsi la dispersion des résultats et éviter les biais de sur-/sous-estimation du potentiel trouvés avec les méthodes en puissance/logarithmique. Il convient donc de mieux prendre en compte la variabilité du profil vertical dans les méthodes utilisées pour l'extrapolation, mais il est surtout impératif de limiter au maximum l'extrapolation, qui reste source d'incertitudes, de dispersion des données, même avec des méthodes plus complexes. Ceci implique de toujours utiliser des mâts de mesure presque aussi hauts que les moyeux des futures éoliennes afin que le vent à la hauteur de mesure et celui à la hauteur d'extrapolation aient des caractéristiques très proches, qui permettent d'extrapoler correctement de l'un à l'autre. Il s'agit aussi de continuer à développer le couplage à des mesures de type lidar qui permettent d'observer le profil de vent avec une très bonne résolution verticale sur l'ensemble du rotor.

La variabilité du profil vertical de vent est aussi reliée à la problématique de la variabilité du vent sur l'ensemble du rotor, qui a été seulement évoquée dans la thèse mais qui risque de prendre davantage d'importance si les éoliennes implantées continuent à être de plus en plus hautes et de plus en plus larges. La vitesse du vent au niveau du moyeu de l'éolienne étant de moins en moins représentative de l'énergie disponible sur l'ensemble du rotor, l'utilisation unique de cette vitesse risque de plus en plus de se traduire par une surestimation du potentiel. En particulier le cas des futurs parcs en mer mériterait des travaux plus poussés, car les éoliennes seront très larges

et implantées dans des conditions de stabilité atmosphérique très particulières.

D'autres étapes de l'évaluation du potentiel n'ont pas été abordées en détail mais il convient de les traiter chacune avec précaution, en vérifiant toujours les hypothèses utilisées, afin de ne pas introduire trop d'incertitude dans les calculs. En particulier, les performances des éoliennes peuvent facilement être sur-estimées à cause de l'utilisation d'une courbe de puissance trop optimiste ou à cause d'une sous-estimation des pannes et autres pertes de production.

Nous avons observé que la variabilité du vent aux échelles annuelles à décennales est une source de variations très importantes de la production et qu'elle a pu contribuer à une majeure partie de la surestimation du potentiel éolien, du moins dans le nord de la France. Dans cette région, l'ajustement long-terme s'est appuyé sans le savoir sur deux décennies anormalement ventées. Cela n'a pas permis d'anticiper la possibilité de niveaux de vent plus bas, comme ceux observés autour de 2010–2011 et non observés depuis les années 1970. Cette mauvaise connaissance de la variabilité long-terme du vent a engendré une apparente baisse de production de 5 à 10 % dans les dernières années par rapport aux deux décennies précédentes.

Il est donc nécessaire de revoir la façon dont le vent est extrapolé au long-terme, étape qui a souvent été réalisée à l'aveugle. Il est en premier lieu nécessaire de comprendre la variabilité interannuelle du vent dans la région du site éolien afin d'estimer correctement les risques d'avoir une production plus faible ou plus forte que durant la période des mesures. La forte variabilité du vent au niveau décennal rend sans intérêt voire dangereuse toute extrapolation aveugle s'appuyant sur une période fixe ou un nombre fixé d'années. Les mécanismes de la circulation de grande échelle qui pilotent le vent font qu'il y a des phases plus ou moins ventées et donc la possibilité d'enchaîner de nombreuses années moins ventées. Ce risque est souvent sous-estimé par les méthodes d'évaluation du potentiel, qui considèrent la variabilité interannuelle du vent de façon trop statistique, comme une variable parfaitement aléatoire sans autocorrélation. Ces problématiques ne sont pas à négliger, surtout dans le contexte actuel de modifications climatiques qui risquent d'accroître la variabilité interannuelle du vent et peut-être de diminuer le potentiel éolien dans le futur.

Au-delà des questions méthodologiques liées à l'évaluation du potentiel, cette thèse a été l'occasion d'approfondir la connaissance de la variabilité du vent, notamment en relation avec la circulation synoptique. Les modes de variabilité ne permettent peut-être pas de prédire le futur, mais au moins d'expliquer le passé, avec sur la France l'importance couplée de l'oscillation nord-atlantique, qui dans sa phase positive favorise des vents plus forts dans le nord de la France, et du motif scandinave, qui dans sa phase positive affaiblit les vents sur l'ensemble de la France. Ces travaux devraient être complétés par l'utilisation d'autres variables que le géopotential à 500 hPa, telles que la pression de surface ou le géopotential à une hauteur intermédiaire (850 hPa par exemple). L'utilisation couplée de ces variables plus proches de la surface de-

vraient permettre de mieux relier les paramètres locaux et la grande échelle. Cela permettra peut-être d'affiner les résultats préliminaires obtenus sur les simulations de climat futur, et d'améliorer les applications prometteuses aux prévisions saisonnières de production.

Annexes

A	Données	179
B	Statistiques	189
	Bibliographie	193
	Publications de la thèse	205
	Table des matières	207
	Table des illustrations	213

Annexe A

Données

Dans cette annexe sont rassemblées des explications et informations supplémentaires concernant les données utilisées durant la thèse.

Sommaire

A.1.	Instruments de mesure du vent	180
A.1.1.	Anémomètres	180
A.1.2.	Téledétection	180
A.2.	Mesures de vent de la base ISD	181
A.2.1.	Présentation générale	181
A.2.2.	Données de vent	182
A.3.	Observations du SIRTÀ	183
A.4.	Observations de mâts de Maïa Eolis	183
A.5.	Réanalyses	184
A.5.1.	Définition	184
A.5.2.	Description des réanalyses utilisées	185
A.6.	Simulations CMIP 5 du climat futur	188

A.1 Instruments de mesure du vent

Le vent peut être mesuré in-situ par des anémomètres placés là où on veut le mesurer, ou bien à distance par des instruments de télédétection.

A.1.1 Anémomètres

Il y a principalement deux sortes d'anémomètres :

- l'anémomètre à coupelles (figure A.1a). Il se compose de trois demi-coquilles reliées à un axe vertical par des bras horizontaux. Le creux des coupelles oppose plus de résistance à l'air que leur côté bombé, ce qui met en rotation l'anémomètre et la vitesse de rotation est reliée à la vitesse du vent. Pour pouvoir mesurer la direction du vent il faut coupler cet anémomètre à une girouette (figure A.1b).
- l'anémomètre à ultrason (figure A.1c). Il s'appuie sur la mesure de la durée de déplacement et du décalage en fréquence par effet Doppler d'une onde ultrasonore entre des couples de transducteurs éloignés d'une quinzaine de centimètres. Ces anémomètres sont plus chers mais plus fiables, il n'y a pas de pièce en mouvement, ils ne sont pas bloqués par le gel, par contre ils peuvent être gênés par de fortes pluies.

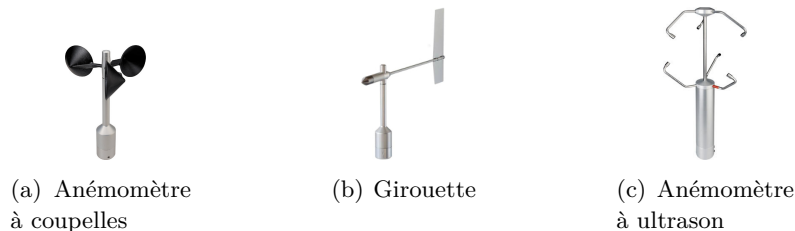


Figure A.1 – Exemples d'un anémomètre à coupelles, d'une girouette et d'un anémomètre à ultrason © Thies Clima

A.1.2 Télédétection

Les lidar¹ et sodar² sont des instruments de télédétection qui utilisent respectivement la lumière (laser) et les ondes sonores pour étudier différents paramètres de l'atmosphère. Un faisceau lumineux ou une onde sonore est envoyée dans l'atmosphère et on étudie les ondes réfléchies renvoyées vers l'émetteur. La distance est donnée par la mesure du délai entre l'émission de l'impulsion et la détection de l'impulsion réfléchie. La vitesse radiale (c'est-à-dire dans la direction de l'onde) des particules qui

1. acronyme pour *LIght Detection and Ranging*

2. *SONic Detection and Ranging*

ont réfléchi l'onde est donnée par le décalage en fréquence dû à l'effet Doppler. Le lidar "vent" réalise des mesures selon au moins trois axes différents, ce qui permet de reconstituer le vecteur vent en trois dimensions.

Figure A.2 – Exemple de lidar portatif utilisé dans l'industrie éolienne (55 cm de côté ; 45 kg)
© Léosphere



A.2 Mesures de vent de la base ISD

On utilise des mesures de vent de surface issues de la base ISD dans les chapitres 3, 5 et 6, traitées de différentes façons. Elles ont été utilisées, au niveau mondial, dans quelques études sur le vent, notamment Vautard *et al.* (2010) et McVicar *et al.* (2013).

A.2.1 Présentation générale

La base de données ISD (*Integrated Surface Database*) rassemble des observations horaires de variables météorologiques issues de différents réseaux d'observations de surface du monde entier (Smith *et al.*, 2011). Cette base de données est gérée par le centre américain de données climatiques (*National Climatic Data Center*, NCDC), qui fait partie de la NOAA (*National Oceanic and Atmospheric Administration*). Le portail internet de cette base de données est <http://www.ncdc.noaa.gov/isd>.

L'avantage d'ISD est de regrouper des données issues de différentes sources en un format commun, avec en plus un contrôle qualité. Il existe aussi un sous-ensemble, nommé ISD Lite, qui regroupe en un format texte simplifié seulement huit variables météorologiques, dont la vitesse et la direction du vent. C'est ce sous-ensemble que j'utilise.

La base ISD contient des données de plus de 35 000 stations dans le monde, dont plusieurs centaines en France, mais peu de ces stations sont actives sur de longues périodes. En France, la plupart des stations présentant des longues archives démarrent

vers 1975, il apparaît aussi beaucoup de nouvelles stations dans les années 2000. Le processus de sélection des stations en fonction de leur disponibilité est expliqué dans chaque chapitre.

A.2.2 Données de vent

Les mesures sont réalisées à la hauteur standard de 10 mètres. Les données de vent correspondent à la moyenne sur 10 minutes de la force et de la direction du vent et sont enregistrées avec un pas de temps horaire. Cependant l'échantillonnage n'est réellement horaire que dans les années les plus récentes. Pour les données plus anciennes, l'échantillonnage est plutôt de trois ou six heures, voire 12 ou 24 heures.

La précision des valeurs de direction du vent est de 10° . Pour les valeurs de vitesses, elles sont écrites dans les fichiers avec une précision de $0,1 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$, mais la précision réelle est d'environ $0,5$ à $1 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$. En manipulant ces données de vitesse de vent, je me suis rendue compte que, bien que les données soient exprimées en $\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$, elles ont été préalablement enregistrées et arrondies en nœuds.

Ceci est visible de par les écarts observés entre les valeurs, qui sont des multiples de 1 nœud, soit environ $0,514 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$, mais arrondies au dixième. Sur les années les plus récentes on trouve ainsi les valeurs : $0,5 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$; $1 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$; $1,5 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$; $2,1 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$; $2,6 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$; $3,1 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$; etc. Sur ces années-ci, la résolution réelle est donc de 1 nœud et une conversion en nœud permet de retrouver les valeurs initiales.

Par contre dans les années plus anciennes, les intervalles sont en général d'environ $1 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$: $1 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$; $2,1 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$; $3,1 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$; ... ; mais $8,2 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ suivi de $8,7 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$; ... Ces intervalles étranges apparaissent quand on convertit des $\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$ arrondis à l'unité, en nœuds arrondis à l'unité, puis de nouveau en $\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$ arrondis au dixième (c.f. tableau A.1). Sur ces années-là, la résolution réelle est donc de $1 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ et un arrondi à l'unité permet de retrouver les valeurs correctes.

a. $\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$ [1]		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
b. nœuds [10^{-2}]		1,94	3,89	5,83	7,78	9,72	11,66	13,61	15,55	17,49	19,44
c. nœuds [1]		2	4	6	8	10	12	14	16	17	19
d. $\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$ [10^{-1}]		1,0	2,1	3,1	4,1	5,1	6,2	7,2	8,2	8,7	9,8

Tableau A.1 – Exemple de mètres par seconde arrondis à l'unité (a), convertis en nœuds arrondis au centième (b) puis à l'unité (c) ; puis reconvertis en $\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$ arrondis au dixième (d).

A.3 Observations du SIRTÀ

Le SIRTÀ est le Site Instrumental de Recherche par Télédétection Atmosphérique (Haeffelin *et al.*, 2005), situé sur le site de l'École polytechnique (48,71°N ; 2,21°E), près de Paris. Ce site, notamment la zone 1 (cf. photographie A.3), est équipé de très nombreux instruments de mesure dont, concernant le vent, des lidars, un sodar et plusieurs mâts avec des anémomètres soniques à 10 m et 30 m.

Ici j'utilise une partie des mesures d'un lidar entre 40 et 200 mètres, par pas de 20 mètres. Ces mesures sont moyennées sur 10 minutes.



Figure A.3 – Photographie de la zone 1 du SIRTÀ.

A.4 Observations de mâts de Maïa Eolis

Maïa Eolis est un développeur et exploitant de parcs éoliens, filiale du groupe Maïa Sonnier et de GDF Suez. L'entreprise possède actuellement plus de 200 MW de puissance installée, principalement dans le nord de la France.

Dans le cadre du développement de ses parcs éolien Maïa Eolis a installé de nombreux mâts de mesures de 40, 60 ou 80 mètres de hauteur. L'instrumentation comporte des anémomètres à coupelle, des girouettes et des anémomètres soniques. Les mesures sont moyennées sur 10 minutes.

Ici j'utilise les données de deux mâts de 80 mètres :

- le site "A" se situe dans le centre de la France. Ce mât dispose d'une bonne disponibilité sur les mesures à 10 m, 40 m et 80 m entre juin 2009 et novembre 2010, et encore quelques données en décembre 2010 et janvier 2011.

- le site “B” se situe dans l’est de la France. Ce mât dispose d’une bonne disponibilité sur les mesures à 10 m, 40 m, 60 m et 80 m entre mai 2010 et mars 2011 (excepté décembre 2010 où il manque environ la moitié des données).

Les emplacements de ces mâts sont indiqués approximativement dans la figure A.4. On ne donne pas plus de détails pour des raisons de confidentialité.

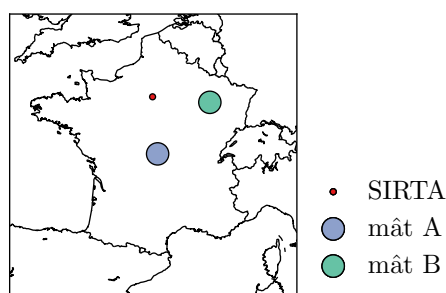


Figure A.4 – Localisation en France du Sirta et des mâts de Maïa Eolis.

A.5 Réanalyses

Les réanalyses sont des jeux de données très utilisés en recherche météorologique, issues d’observations de l’atmosphère combinées à un modèle météorologique, et disponibles sur une grille tri-dimensionnelle avec un pas de temps fixe.

A.5.1 Définition

Pour la prévision météorologique opérationnelle, les données d’observations de l’atmosphère (provenant de stations au sol, de radiosondes, de satellites, etc.) sont assimilées pour créer un état tridimensionnel complet et cohérent de l’atmosphère, qui sert d’état initial pour le modèle de prévision numérique du temps. C’est ce qu’on appelle des analyses.

Pour cela le modèle de prévision utilise un système d’assimilation de données, modèle mathématique très complexe, qui est devenu un champ à part entière de recherche en météorologie, pour intégrer des observations de tous types, effectués à des horaires différents, incomplètes et contenant des erreurs. Puis le modèle effectue une très courte prévision (typiquement 6 ou 12 heures), qui sera reprise comme point de départ pour le cycle d’assimilation suivant.

Le modèle de prévision a un rôle crucial dans l’assimilation car il est basé sur les équations de la mécanique des fluides et possède des schémas pour représenter les

phénomènes physiques (tels que convection, diffusion, forçage radiatif, nuages, physique de la couche limite). Ces équations permettent d’extrapoler de façon cohérente les informations contenues dans des variables observées localement, pour en déduire d’autres variables non observées. Ainsi sont estimées par le modèle de prévision des paramètres tels que les précipitations, les flux turbulents, les propriétés des nuages, l’humidité du sol etc. Ces variables ne sont pas forcément observées mais tout de même contraintes par le reste des observations. Cependant leur qualité dépend bien sûr de la qualité de la physique du modèle.

Les analyses sont des “portraits” de l’état complet de l’atmosphère à intervalles très réguliers et à ce titre sont très utiles pour étudier le climat. Cependant comme le modèle d’assimilation de données et le modèle de prévision sont en permanence perfectionnés, les analyses opérationnelles ne sont pas homogènes dans le temps. C’est pourquoi des réanalyses sont créées a posteriori, selon la même méthode que les analyses, mais avec un modèle fixé, identique pour toute la période. Il reste cependant des différences dues à l’origine et à la densité des données disponibles au fur et à mesure des années (notamment l’introduction progressive de données satellites).

A.5.2 Description des réanalyses utilisées

Il existe différentes réanalyses, créées par les grands centres de prévisions américains ou européen, qui utilisent des modèles différents et couvrent différentes périodes. Ici on en utilisera quatre :

- les réanalyses NCEP/NCAR, produites conjointement par les centres américains NCEP (*National Centers for Environmental Prediction*) et NCAR (*National Center for Atmospheric Research*) (Kalnay *et al.*, 1996) ;
- les réanalyses MERRA (Modern Era Retrospective Analysis for Research and Application) de la NASA (*National Aeronautics and Space Administration*) (Rienecker *et al.*, 2011) ;
- les réanalyses ERA-Interim, du Centre Européen pour les Prévisions Météorologiques à Moyen Terme (ECMWF) (Dee *et al.*, 2011; ECMWF, 2009) ;
- les réanalyses ERA-20C, aussi produites par l’ECMWF, version plus récente d’ERA-Interim, avec une résolution plus grossière mais couvrant par contre tout le 20^e siècle (ECMWF, 2014; Poli *et al.*, 2013).

Les caractéristiques de ces quatre réanalyses sont détaillées dans les paragraphes suivants et résumées dans le tableau A.2.

Note : Les variables de vent en sortie des réanalyses sont toujours le vent zonal u (composante ouest-est) et le vent méridional v (composante sud-nord), pas la vitesse qui est $\sqrt{u^2 + v^2}$. Quand on calcule des moyennes, il faut faire attention au fait que la moyenne de la vitesse est différente de la vitesse issue de composantes moyennes.

Les réanalyses NCEP

Les réanalyses NCEP utilise le même modèle (excepté pour la résolution, moins fine) que le modèle de prévision opérationnelle de NCEP mis en place début janvier 1995. Il a une grille gaussienne T62 et 28 niveaux verticaux, entre 1000 hPa et 3 hPa (dont cinq dans la couche limite).

Les données de surface (dont les composantes zonales et méridionales du vent à 10 mètres, la température à 2 mètres, la pression de surface) sont sauvegardées sur la grille T62 (192 par 94 points, soit environ 200 km de résolution). Par contre les données tri-dimensionnelles (dont géopotentiel, vent et température en altitude) sont sauvegardées sur une grille régulière de 2,5° en longitude et latitude (144 par 73 points, soit environ 270 km de résolution) et sur 17 niveaux de pression seulement : le deuxième niveau sauvegardé est déjà en haut de la couche limite, à 925 hPa.

À chaque variable en sortie du modèle est assignée une classe entre A et D. “A” indique que la variable est fortement influencée par les observations, d’où une plus grande confiance dans les données. C’est le cas des données de géopotentiel, vent et température en altitude. “B” indique que, même s’il y a des observations qui affecte la valeur de la variable, le modèle a aussi une grande influence. C’est le cas du vent de surface. “C” indique qu’il n’y a pas d’observation et que la variable est dérivée exclusivement du modèle (c’est le cas des précipitations par exemple). Enfin “D” correspond à une valeur climatologique indépendante du modèle.

Ces réanalyses sont disponibles à partir de 1948 et toujours actualisées aujourd’hui, avec une résolution temporelle de six heures.

Les réanalyses ERA-Interim et ERA-20C

Ces deux réanalyses utilisent le modèle de prévision IFS (Integrated Forecast System) de l’ECMWF. Il s’agit pour ERA-Interim de la version Cy31r2, qui a été utilisée pour la prévision opérationnelle entre le 12 décembre 2006 et le 5 juin 2007, et pour ERA-20C de la version Cy38r1, opérationnelle du 19 juin 2012 au 25 juin 2013.

La résolution horizontale du modèle est d’environ 80 km pour ERA-Interim (grille T255) et respectivement 125 km pour ERA-20C (grille T159). Il y a 60 (resp. 91) niveaux verticaux, le haut de l’atmosphère étant situé à 0,1 hPa (resp. 0,01 hPa).

Il est à noter que dans les modèles de l’ECMWF, aucun vent de surface au-dessus des terres n’est assimilé car ils ne peuvent pas être interprétés de manière utile par le système d’assimilation : ils sont peu représentatifs et correspondent à peu d’observations (surtout dans les tropiques et l’hémisphère sud) comparées aux autres variables (pression, température).

Les réanalyses ERA-Interim commencent en 1979 et sont toujours actualisées aujourd’hui. Les réanalyses ERA-20C couvrent les années 1900 à 2010 (incluses) et ne sont pas prolongées au-delà. La résolution temporelle de la plupart des variables en sortie

est de six heures.

Les réanalyses MERRA

Les réanalyses MERRA ont pour ambition de mieux représenter le cycle hydrologique dans l'atmosphère comparées aux précédentes réanalyses. Elles utilisent le modèle GEOS (Goddard Earth Observing System), version 5.2.0, qui date de 2008. Sa résolution horizontale est de $0,5^\circ$ en latitude et $0,67^\circ$ en longitude. Il possède 72 niveaux entre le sol et le haut de l'atmosphère à 0,01 hPa.

Ces réanalyses sont disponibles à partir de 1979 et toujours actualisées aujourd'hui, avec une résolution horaire (ceci ne signifie pas que l'assimilation est horaire, ce sont juste des corrections par rapport aux cycles d'assimilation de six heures).

Tableau A.2 – Résumé des particularités des réanalyses.

Abréviation	NCEP	ERA-I	MERRA	ERA-20C
Institut	NCEP/NCAR	ECMWF	NASA	ECMWF
Année du modèle	1994	2006	2008	2012
Période couverte	1948 – pr.*	1979 – pr.*	1979 – pr.*	1900 – 2010
Grille : longitude	$1,875^\circ$	$0,75^\circ$	$0,667^\circ$	$1,125^\circ$
latitude	$\sim 1,9^\circ$		$0,5^\circ$	
Niveaux verticaux	28	60	72	91
Dernier niveau	3 hPa	0,1 hPa	0,01 hPa	0,01 hPa
Résolution temp.	6 h	6 h	1 h	6 h

* Réanalyses toujours régulièrement mises à jour.

A.6 Simulations CMIP 5 du climat futur

Le projet CMIP 5 (*Coupled Model Intercomparison Project Phase 5*) est un projet de coordination d'expériences de modélisation climatique avec des modèles de circulation générale couplés océan-atmosphère (Taylor *et al.*, 2012). Ces modèles permettent de réaliser des simulations climatiques forcées par différents scénarios de composition de l'atmosphère en gaz à effets de serre et aérosols. Les principales expériences définies par CMIP5 sont :

- les simulations historiques (1850–2005) pour évaluer les modèles sur le passé ;
- les projections futures (2006–2100 ou 2300) forcées par différents scénarios pour la composition de l'atmosphère : RCP 2.6, 4.5, 6 et 8.5.

Les scénarios RCP (*Representative Concentration Pathway*) sont quatre scénarios hypothétiques quant à l'évolution de la concentration en gaz à effet de serre d'ici à 2100. Leur nom correspond au forçage radiatif obtenu en 2100 : de 2,6 à 8,5 $\text{W}\cdot\text{m}^{-2}$. Ici sont utilisés le scénario RCP 8.5 qui correspond à une croissance économique soutenue par les énergies fossiles et le scénario RCP 4.5 qui correspond à des émissions plus faibles.

Il y a aussi de nombreuses autres expériences destinées à évaluer les modèles et leurs réponses à différents changements atmosphériques, afin de mieux comprendre pourquoi les modèles donnent des résultats différents.

Dans le cadre défini par CMIP 5, une trentaine d'équipes de modélisation du monde entier ont réalisé des simulations avec une soixantaine de modèles différents. Les caractéristiques et résolutions des modèles diffèrent, mais leurs sorties doivent respecter un certain nombre de conventions afin de faciliter les études multi-modèles. Dans cette thèse on se limitera aux cinq modèles suivants :

- IPSL CM5A-MR : modèle de l'Institut Pierre-Simon Laplace (Dufresne *et al.*, 2013)
- CNRM-CERFACS CM5 : modèle de Météo-France (Centre National de Recherches Météorologiques) et du Centre Européen de Recherche et de Formation Avancée en Calcul Scientifique (Voldoire *et al.*, 2012)
- MOHC GEM2-CC : modèle du Met Office Hadley Centre (Royaume-Uni)
- MPI ESM-LR : modèle du Max Planck Institut für Meteorologie (Allemagne)
- NOAA GFDL ESM2G : modèle du NOAA Geophysical Fluid Dynamics Laboratory (États-Unis)

Annexe B

Statistiques

Sommaire

B.1. Analyse en composantes principales (ACP)	189
B.2. Partionnement	191

B.1 Analyse en composantes principales (ACP)

L'analyse en composantes principales (ACP) est une méthode statistique très utilisée en sciences du climat pour décomposer un champ spatio-temporel dans un nouvel espace orthogonal qui maximise la variance.

Les vecteurs propres de la nouvelle base spatiale sont appelés EOF (*Empirical Orthogonal Functions*) et les amplitudes, c'est-à-dire la série temporelles associée à chaque EOF, sont appelées composantes principales ou PC (*Principal Component*).

Les EOF sont une construction mathématique, par conséquent il n'y a aucune garantie qu'ils aient une quelconque signification physique. Cependant on peut en général interpréter physiquement les EOF a posteriori car ils sont la signature de la dynamique du système climatique. Les premiers EOF expliquent le plus de variance du système et font donc ressortir les états préférentiels de l'atmosphère entre lesquels le système oscille.

Mise en œuvre

La variable tridimensionnelle que l'on veut décomposer est tout d'abord ramenée à une matrice bidimensionnelle de taille $n \times p$, où n représente le nombre de pas de temps et p représente le nombre d'emplacements, de positions spatiales ($p = p_{lat} \times p_{lon}$ pour une carte grillée de p_{lat} latitudes par p_{lon} longitudes). Cette matrice est notée $X = (x_{ij})$:

- une ligne $(x_{ij})_{j=1}^p$ représente une carte pour l'instant t_i .
- une colonne $(x_{ij})_{i=1}^n$ représente la série temporelle à l'emplacement j .

Tout d'abord, la variable est centrée (chaque série temporelle est centrée, on retire la moyenne de chaque colonne) et éventuellement normée.

On résout le problème aux valeurs propres suivant :

$$RE = E\Lambda$$

où R est la matrice de covariance : $R = X^t X$,

Λ est la matrice diagonale contenant les valeurs propres de R : $(\lambda_j)_{j=1}^p$,

E est la matrice des vecteurs propres, c'est la nouvelle base spatiale.

Toutes ces matrices sont de taille $p \times p$.

Dans la matrice E , chaque colonne e_j est un vecteur propre (ou EOF) de R associé à la valeur propre λ_j . Chaque EOF explique une part de la variance de X à hauteur de $\lambda_j / (\sum_{j=1}^p \lambda_j)$.

Chaque EOF est un vecteur de taille p qui correspond à une carte, donc à un motif spatial particulier, mais son amplitude varie dans le temps. L'évolution temporelle de e_j est $c_j = X e_j$. c_j est un vecteur de taille n (nombre de pas de temps), est appelée la composante principale (PC) associée à l'EOF j .

La matrice d'origine peut être reconstruite entièrement à partir des EOF et des PC :

$$X = \sum_{j=1}^p c_j e_j$$

En général, on ne reconstruit qu'un signal simplifié, avec non pas tous les EOF mais seulement un petit nombre q ($q < p$), parmi les premiers EOF, ceux qui expliquent le plus de variance. On retire ainsi le bruit pour ne s'intéresser qu'aux signaux les plus forts.

Norme

En climatologie on utilise en général une norme différente pour le produit scalaire, afin de tenir compte du fait que tous les emplacements n'ont pas le même poids. En

effet, une grille régulière en latitude et longitude ne conserve pas l'aire, qui varie en fonction de $\cos(\theta_{\text{lat}})$ où θ_{lat} est la latitude.

Utiliser une norme qui met un poids proportionnel à l'aire de chaque emplacement revient à multiplier les données d'entrée par $\sqrt{\cos(\theta_{\text{lat}})}$ et à diviser par ce même facteur les EOF obtenus.

B.2 Partitionnement

Le partitionnement (*clustering* en anglais) est une méthode statistique de classification visant à diviser un ensemble de données en différents groupes.

Il existe de nombreuses méthodes de partitionnement, une des plus courantes est l'algorithme des k -moyennes qui sépare les données en k groupes de façon à minimiser l'écart de chaque point par rapport à la moyenne de son groupe. Un exemple sur des données en deux dimensions (points du plan) est montré dans la figure B.1. Les points ont été séparés en trois groupes de sorte à minimiser les distances au barycentre de chaque groupe.

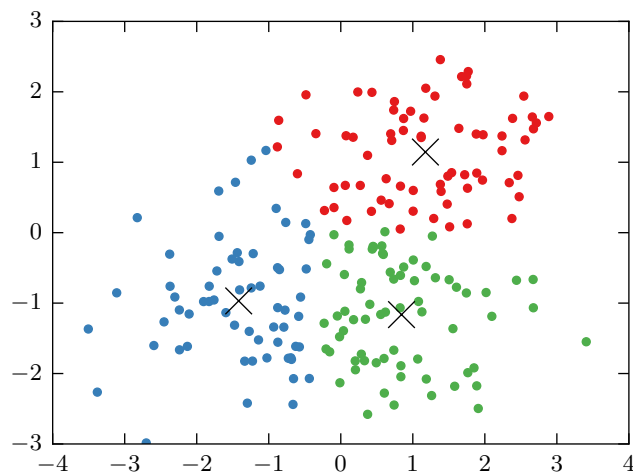


Figure B.1 – Exemple de méthode k -moyennes ($k = 3$) appliquée à des données en deux dimensions. Les croix indiquent les centres de chaque groupe (une couleur par groupe).

Bibliographie

- Ahmad, M. I., C. D. Sinclair et B. D. Spurr, 1988. Assessment of flood frequency models using empirical distribution function statistics. *Water Resources Research* **24**(8): p. 1323–1328. doi: [10.1029/WR024i008p01323](https://doi.org/10.1029/WR024i008p01323). (Cité en page 56).
- Akdağ, S. A., H. S. Bagiorgas et G. Mihalakakou, 2010. Use of two-component Weibull mixtures in the analysis of wind speed in the Eastern Mediterranean. *Applied Energy* **87**(8): p. 2566–2573. doi: [10.1016/j.apenergy.2010.02.033](https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2010.02.033). (Cité en pages 50 et 84).
- Akdağ, S. A. et A. Dinler, 2009. A new method to estimate Weibull parameters for wind energy applications. *Energy Conversion and Management* **50**(7): p. 1761–1766. doi: [10.1016/j.enconman.2009.03.020](https://doi.org/10.1016/j.enconman.2009.03.020). (Cité en page 24).
- Andersen, M., 2004. A Review of MCP Techniques. Rapport technique 01327R00022, Renewable Energy Systems. (Cité en page 19).
- Antoniou, I., S. M. Pedersen et P. B. Enevoldsen, 2009. Wind shear and uncertainties in power curve measurement and wind resources. *Wind Engineering* **33**(5): p. 449–468. doi: [10.1260/030952409790291208](https://doi.org/10.1260/030952409790291208). (Cité en page 27).
- Baldwin, M. P. et T. J. Dunkerton, 2001. Stratospheric harbingers of anomalous weather regimes. *Science* **294**(5542): p. 581–584. doi: [10.1126/science.1063315](https://doi.org/10.1126/science.1063315). (Cité en page 98).
- Barnston, A. G. et R. E. Livezey, 1987. Classification, Seasonality and Persistence of Low-Frequency Atmospheric Circulation Patterns. *Monthly Weather Review* **115**(6): p. 1083–1126. doi: [10.1175/1520-0493\(1987\)115<1083:CSAPOL>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0493(1987)115<1083:CSAPOL>2.0.CO;2). (Cité en pages 93 et 144).
- Bartholy, J. et K. Radics, 2005. Wind profile analyses and atmospheric stability over a complex terrain in southwestern part of Hungary. *Physics and Chemistry of the Earth* **30**(1–3): p. 195–200. doi: [10.1016/j.pce.2004.08.013](https://doi.org/10.1016/j.pce.2004.08.013). (Cité en pages 32 et 37).

- Beck, C. et E. G. D. Cohen, 2003. Superstatistics. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* **322**: p. 267–275. doi: [10.1016/S0378-4371\(03\)00019-0](https://doi.org/10.1016/S0378-4371(03)00019-0). (Cité en pages 75 et 76).
- Bichet, A., M. Wild, D. Folini et C. Schär, 2012. Causes for decadal variations of wind speed over land: Sensitivity studies with a global climate model. *Geophysical Research Letters* **39**(L11701). doi: [201210.1029/2012GL051685](https://doi.org/201210.1029/2012GL051685). (Cité en pages 102, 103 et 104).
- Businger, J. A., J. C. Wyngaard, Y. Izumi et E. F. Bradley, 1971. Flux-profile relationships in the atmospheric surface layer. *Journal of the Atmospheric Sciences* **28**(2): p. 181–189. doi: [10.1175/1520-0469\(1971\)028<0181:FPRITA>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0469(1971)028<0181:FPRITA>2.0.CO;2). (Cité en page 36).
- Carrillo, C., A. F. Obando Montaña, J. Cidrás et E. Díaz-Dorado, 2013. Review of power curve modelling for wind turbines. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* **21**: p. 572–581. doi: [10.1016/j.rser.2013.01.012](https://doi.org/10.1016/j.rser.2013.01.012). (Cité en page 25).
- Carta, J. A. et P. Ramírez, 2007. Analysis of two-component mixture Weibull statistics for estimation of wind speed distributions. *Renewable Energy* **32**(3): p. 518–531. doi: [10.1016/j.renene.2006.05.005](https://doi.org/10.1016/j.renene.2006.05.005). (Cité en page 50).
- Carta, J. A., P. Ramírez et S. Velázquez, 2008. Influence of the level of fit of a density probability function to wind-speed data on the WECS mean power output estimation. *Energy Conversion and Management* **49**(10): p. 2647–2655. doi: [10.1016/j.enconman.2008.04.012](https://doi.org/10.1016/j.enconman.2008.04.012). (Cité en pages 51 et 55).
- , 2009. A review of wind speed probability distributions used in wind energy analysis: Case studies in the Canary Islands. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* **13**(5): p. 933–955. doi: [10.1016/j.rser.2008.05.005](https://doi.org/10.1016/j.rser.2008.05.005). (Cité en pages 22, 24, 50, 55 et 84).
- Cassou, C., 2004. Du changement climatique aux régimes de temps: l'oscillation nord-atlantique. *La Météorologie* (45): p. 21–32. (Cité en page 98).
- Cassou, C., L. Terray, J. W. Hurrell et C. Deser, 2004. North Atlantic Winter Climate Regimes: Spatial Asymmetry, Stationarity with Time, and Oceanic Forcing. *Journal of Climate* **17**(5): p. 1055–1068. doi: [10.1175/1520-0442\(2004\)017<1055:NAWCRS>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0442(2004)017<1055:NAWCRS>2.0.CO;2). (Cité en pages 95, 98 et 144).
- Cassou, C., L. Terray et A. S. Phillips, 2005. Tropical Atlantic Influence on European Heat Waves. *Journal of Climate* **18**(15): p. 2805–2811. doi: [10.1175/JCLI3506.1](https://doi.org/10.1175/JCLI3506.1). (Cité en pages 95 et 144).
- Cattiaux, J., R. Vautard, C. Cassou, P. Yiou, V. Masson-Delmotte et F. Codron, 2010. Winter 2010 in Europe: A cold extreme in a warming climate. *Geophysical Research Letters* **37**(20): p. L20704. doi: [10.1029/2010GL044613](https://doi.org/10.1029/2010GL044613). (Cité en page 98).

- CEC, 2013. *Best Practice Guidelines For Implementation of Wind Energy Projects in Australia*. Clean Energy Council. Disponible en ligne <https://www.cleanenergycouncil.org.au/dam/cec/technologies/wind/guides/Wind-Best-Practice-Guidelines-web-2013.pdf> (2015-06). (Cité en page 13).
- Celik, A. N., 2003. Energy output estimation for small-scale wind power generators using Weibull-representative wind data. *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics* **91**(5): p. 693–707. doi: [10.1016/S0167-6105\(02\)00471-3](https://doi.org/10.1016/S0167-6105(02)00471-3). (Cité en page 51).
- Chang, T.-J. et Y.-L. Tu, 2007. Evaluation of monthly capacity factor of WECS using chronological and probabilistic wind speed data: A case study of Taiwan. *Renewable Energy* **32**(12): p. 1999–2010. doi: [10.1016/j.renene.2006.10.010](https://doi.org/10.1016/j.renene.2006.10.010). (Cité en page 51).
- Chang, T. P., 2011. Performance comparison of six numerical methods in estimating Weibull parameters for wind energy application. *Applied Energy* **88**(1): p. 272–282. doi: [10.1016/j.apenergy.2010.06.018](https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2010.06.018). (Cité en pages 24 et 50).
- Cohen, A. C., 1965. Maximum Likelihood Estimation in the Weibull distribution based on complete and on censored samples. *Technometrics* **7**(4): p. 579–588. doi: [10.1080/00401706.1965.10490300](https://doi.org/10.1080/00401706.1965.10490300). (Cité en page 23).
- Comas-Bru, L. et F. McDermott, 2014. Impacts of the EA and SCA patterns on the European twentieth century NAO–winter climate relationship. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* **140**(679): p. 354–363. doi: [10.1002/qj.2158](https://doi.org/10.1002/qj.2158). (Cité en pages 95 et 126).
- Cook, N. J., 2001. “Discussion on modern estimation of the parameters of the Weibull wind speed distribution for wind speed energy analysis” by J.V. Seguro, T.W. Lambert. *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics* **89**(10): p. 867–869. doi: [10.1016/S0167-6105\(00\)00088-X](https://doi.org/10.1016/S0167-6105(00)00088-X). (Cité en page 55).
- Crutcher, H. L. et L. Baer, 1962. Computations from elliptical wind distribution statistics. *Journal of Applied Meteorology* **1**(4): p. 522–530. doi: [10.1175/1520-0450\(1962\)001<0522:CFEWDS>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0450(1962)001<0522:CFEWDS>2.0.CO;2). (Cité en page 55).
- Şen, Z., A. Altunkaynak et T. Erdik, 2012. Wind velocity vertical extrapolation by extended power law. *Advances in Meteorology* **2012**. doi: [10.1155/2012/178623](https://doi.org/10.1155/2012/178623). (Cité en page 45).
- Dee, D. P., S. M. Uppala, A. J. Simmons, P. Berrisford, P. Poli, S. Kobayashi, U. Andrae, M. A. Balmaseda, G. Balsamo, P. Bauer, P. Bechtold, A. C. M. Beljaars, L. van de Berg, J. Bidlot, N. Bormann, C. Delsol, R. Dragani, M. Fuentes, A. J. Geer, L. Haimberger, S. B. Healy, H. Hersbach, E. V. Hólm, L. Isaksen, P. Kållberg, M. Köhler, M. Matricardi, A. P. McNally, B. M. Monge-Sanz, J.-J. Morcrette, B.-K. Park, C. Peubey, P. de Rosnay, C. Tavolato, J.-N. Thépaut et F. Vitart, 2011.

- The ERA-Interim reanalysis: configuration and performance of the data assimilation system. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* **137**(656): p. 553–597. doi: [10.1002/qj.828](https://doi.org/10.1002/qj.828). (Cité en page 185).
- Đurišić, v. et J. Mikulović, 2012. A model for vertical wind speed data extrapolation for improving wind resource assessment using WAsP. *Renewable Energy* **41**: p. 407–411. doi: [10.1016/j.renene.2011.11.016](https://doi.org/10.1016/j.renene.2011.11.016). (Cité en page 45).
- DNV GL, 2014. Wind Power Project Performance White Paper. Actual versus Predicted: 2014 Update. Document RANA-WP-01-A. Disponible en ligne http://www.gl-garradhassan.com/assets/img/content/DNV_GL_Wind_Power_Project_Performance_White_Paper.pdf (2015-06). (Cité en page 4).
- Dong, B., R. T. Sutton et T. Woollings, 2011. Changes of interannual NAO variability in response to greenhouse gases forcing. *Climate Dynamics* **37**(7-8): p. 1621–1641. doi: [10.1007/s00382-010-0936-6](https://doi.org/10.1007/s00382-010-0936-6). (Cité en page 98).
- Donohue, R. J., T. R. McVicar et M. L. Roderick, 2009. Climate-related trends in Australian vegetation cover as inferred from satellite observations, 1981-2006. *Global Change Biology* **15**(4): p. 1025–1039. doi: [10.1111/j.1365-2486.2008.01746.x](https://doi.org/10.1111/j.1365-2486.2008.01746.x). (Cité en page 102).
- Drobinski, P. et T. Dubos, 2011. *Météorologie et Environnement*. Polycopié du cours MEC 565 enseigné à l'École polytechnique. (Cité en page 36).
- Dufresne, J.-L., M.-A. Foujols, S. Denvil, A. Caubel, O. Marti, O. Aumont, Y. Balkanski, S. Bekki, H. Bellenger, R. Benshila, S. Bony, L. Bopp, P. Braconnot, P. Brockmann, P. Cadule, F. Cheruy, F. Codron, A. Cozic, D. Cugnet et N. Noblet, 2013. Climate change projections using the IPSL-CM5 Earth System Model: from CMIP3 to CMIP5. *Climate Dynamics* **40**(9/10): p. 2123–2165. doi: [10.1007/s00382-012-1636-1](https://doi.org/10.1007/s00382-012-1636-1). (Cité en page 188).
- Earl, N., S. Dorling, R. Hewston et R. von Glasow, 2013. 1980–2010 variability in U.K. surface wind climate. *Journal of Climate* **26**(4): p. 1172–1191. doi: [10.1175/JCLI-D-12-00026.1](https://doi.org/10.1175/JCLI-D-12-00026.1). (Cité en page 97).
- ECMWF, 2009. ERA-Interim Project. Research Data Archive at the National Center for Atmospheric Research, Computational and Information Systems Laboratory. doi: [10.5065/D6CR5RD9](https://doi.org/10.5065/D6CR5RD9). Mis à jour mensuellement. (Cité en page 185).
- , 2014. ERA-20C Project (ECMWF Atmospheric Reanalysis of the 20th Century). Research Data Archive at the National Center for Atmospheric Research, Computational and Information Systems Laboratory. doi: [10.5065/D6VQ30QG](https://doi.org/10.5065/D6VQ30QG). Mis à jour mensuellement. (Cité en page 185).

- Erdélyi, A., W. Magnus, F. Oberhettinger et F. G. Tricomi, 1953. *Higher Transcendental Functions*, vol. I. McGraw-Hill Book Company, New York. Basé en partie sur les manuscrits laissés par Harry Bateman. Disponible à l'adresse <http://resolver.caltech.edu/CaltechAUTHORS:20140123-104529738>. (Cité en page 78).
- Faulkner, S., 2010. Quantifying the Uncertainties of Correlation-Prediction (MCP). Présentation lors de la conférence de la NZWEA (New-Zealand Wind Energy Association), Palmerston North, mars 2010. (Cité en page 19).
- García-Bustamante, E., J. F. González-Rouco, P. A. Jiménez, J. Navarro et J. P. Montávez, 2008. The influence of the Weibull assumption in monthly wind energy estimation. *Wind Energy* **11**(5): p. 483–502. doi: [10.1002/we.270](https://doi.org/10.1002/we.270). (Cité en pages 50, 55 et 70).
- Gualtieri, G. et S. Secci, 2012. Methods to extrapolate wind resource to the turbine hub height based on power law: A 1-h wind speed vs. Weibull distribution extrapolation comparison. *Renewable Energy* **43**: p. 183–200. doi: [10.1016/j.renene.2011.12.022](https://doi.org/10.1016/j.renene.2011.12.022). (Cité en page 45).
- Guo, H., M. Xu et Q. Hu, 2011. Changes in near-surface wind speed in China: 1969–2005. *International Journal of Climatology* **31**(3): p. 349–358. doi: [10.1002/joc.2091](https://doi.org/10.1002/joc.2091). (Cité en page 103).
- Haefelin, M., L. Barthès, O. Bock, C. Boitel, S. Bony, D. Bouniol, H. Chepfer, M. Chiriac, J. Cuesta, J. Delanoë, P. Drobinski, J.-L. Dufresne, C. Flamant, M. Grall, A. Hodzic, F. Hourdin, F. Lapouge, Y. Lemaître, A. Mathieu, Y. Morille, C. Naud, V. Noël, W. O'Hirok, J. Pelon, C. Pietras, A. Protat, B. Romand, G. Scialom et R. Vautard, 2005. SIRTa, a ground-based atmospheric observatory for cloud and aerosol research. *Annales Geophysicae* **23**(2): p. 253–275. doi: [10.5194/angeo-23-253-2005](https://doi.org/10.5194/angeo-23-253-2005). (Cité en page 183).
- Hanna, E., T. E. Cropper, P. D. Jones, A. A. Scaife et R. Allan, 2014. Recent seasonal asymmetric changes in the NAO (a marked summer decline and increased winter variability) and associated changes in the AO and Greenland Blocking Index. *International Journal of Climatology* doi: [10.1002/joc.4157](https://doi.org/10.1002/joc.4157). (Cité en page 98).
- Hoerling, M., J. Eischeid, J. Perlwitz, X. Quan, T. Zhang et P. Pegion, 2011. On the increased frequency of Mediterranean drought. *Journal of Climate* **25**(6): p. 2146–2161. doi: [10.1175/JCLI-D-11-00296.1](https://doi.org/10.1175/JCLI-D-11-00296.1). (Cité en page 98).
- Hoerling, M. P., J. W. Hurrell et T. Xu, 2001. Tropical Origins for Recent North Atlantic Climate Change. *Science* **292**(5514): p. 90–92. doi: [10.1126/science.1058582](https://doi.org/10.1126/science.1058582). (Cité en page 98).

- Van der Hoven, I., 1957. Power spectrum of horizontal wind speed in the frequency range from 0.0007 to 900 cycles per hour. *Journal of Meteorology* **14**(2): p. 160–164. doi: 10.1175/1520-0469(1957)014<0160:PSOHWS>2.0.CO;2. (Cité en page 34).
- Hueging, H., R. Haas, K. Born, D. Jacob et J. G. Pinto, 2012. Regional Changes in Wind Energy Potential over Europe Using Regional Climate Model Ensemble Projections. *Journal of Applied Meteorology and Climatology* **52**(4): p. 903–917. doi: 10.1175/JAMC-D-12-086.1. (Cité en page 152).
- Hurrell, J. W., 1995. Decadal Trends in the North Atlantic Oscillation: Regional Temperatures and Precipitation. *Science* **269**(5224): p. 676–679. doi: 10.1126/science.269.5224.676. (Cité en pages 95, 97 et 98).
- Hurrell, J. W., Y. Kushnir, G. Ottersen et M. Visbeck, 2003. An Overview of the North Atlantic Oscillation. Dans J. W. Hurrell, Y. Kushnir, G. Ottersen et M. Visbeck, rédacteurs, *The North Atlantic Oscillation: Climatic Significance and Environmental Impact*, (p. 1–35). American Geophysical Union. (Cité en pages 95 et 98).
- IWEA, 2012. *Best Practice Guidelines for the Irish Wind Energy Industry*. Irish Wind Energy Association. Disponible en ligne <http://www.iwea.com/contentFiles/DocumentsforDownload/Publications/NewsItems/IWEABestPracticeGuidelinesMarch2012.pdf> (2015-06). (Cité en page 13).
- Jacobson, M. Z. et Y. J. Kaufman, 2006. Wind reduction by aerosol particles. *Geophysical Research Letters* **33**(24): p. L24814. doi: 10.1029/2006GL027838. (Cité en pages 39 et 103).
- Jaiser, R., K. Dethloff, D. Handorf, A. Rinke et J. Cohen, 2012. Impact of sea ice cover changes on the Northern Hemisphere atmospheric winter circulation. *Tellus A* **64**(0). doi: 10.3402/tellusa.v64i0.11595. (Cité en page 98).
- Jaramillo, O. A. et M. A. Borja, 2004. Wind speed analysis in La Ventosa, Mexico: a bimodal probability distribution case. *Renewable Energy* **29**(10): p. 1613–1630. doi: 10.1016/j.renene.2004.02.001. (Cité en pages 51 et 70).
- Jerez, S., R. M. Trigo, S. M. Vicente-Serrano, D. Pozo-Vázquez, R. Lorente-Plazas, J. Lorenzo-Lacruz, F. Santos-Alamillos et J. P. Montávez, 2013. The impact of the North Atlantic Oscillation on renewable energy resources in southwestern Europe. *Journal of Applied Meteorology and Climatology* **52**(10): p. 2204–2225. doi: 10.1175/JAMC-D-12-0257.1. (Cité en pages 96 et 97).
- Jones, P. D., T. Jonsson et D. Wheeler, 1997. Extension to the North Atlantic oscillation using early instrumental pressure observations from Gibraltar and south-west Iceland. *International Journal of Climatology* **17**(13): p. 1433–1450. doi: 10.1002/(SICI)1097-0088(19971115)17:13<1433::AID-JOC203>3.0.CO;2-P. (Cité en page 97).

- Justus, C. G., W. R. Hargraves et A. Yalcin, 1976. Nationwide Assessment of Potential Output from Wind-Powered Generators. *Journal of Applied Meteorology* **15**(7): p. 673–678. doi: [10.1175/1520-0450\(1976\)015<0673:NAOPOF>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0450(1976)015<0673:NAOPOF>2.0.CO;2). (Cité en page 22).
- Kalnay, E., M. Kanamitsu, R. Kistler, W. Collins, D. Deaven, L. Gandin, M. Iredell, S. Saha, G. White, J. Woollen, Y. Zhu, A. Leetmaa, R. Reynolds, M. Chelliah, W. Ebisuzaki, W. Higgins, J. Janowiak, K. C. Mo, C. Ropelewski, J. Wang, R. Jenne et D. Joseph, 1996. The NCEP/NCAR 40-Year Reanalysis Project. *Bulletin of the American Meteorological Society* **77**(3): p. 437–471. doi: [10.1175/1520-0477\(1996\)077<0437:TNYRP>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0477(1996)077<0437:TNYRP>2.0.CO;2). (Cité en page 185).
- Klintø, F. et W. Langreder, 2013. MCP and long term wind speed predictions. Présentation lors de l'EWEA Wind Resource Assessment Technology Workshop, Dublin, 25–26 juin 2013. Disponible en ligne <http://www.ewea.org/events/workshops/wp-content/uploads/2013/06/EWEA-RA2013-Dublin-5-1-Frank-Klinto-Suzlon.pdf> (2015-06). (Cité en page 17).
- Kriesche, P. et C. A. Schlosser, 2014. The association of the North Atlantic and the Arctic Oscillation on wind energy resource over Europe and its intermittency. *Energy Procedia* **59**: p. 270–277. doi: [10.1016/j.egypro.2014.10.377](https://doi.org/10.1016/j.egypro.2014.10.377). (Cité en page 97).
- Li, Z., Z. Yan, K. Tu, W. Liu et Y. Wang, 2011. Changes in wind speed and extremes in Beijing during 1960–2008 based on homogenized observations. *Advances in Atmospheric Sciences* **28**(2): p. 408–420. doi: [10.1007/s00376-010-0018-z](https://doi.org/10.1007/s00376-010-0018-z). (Cité en page 103).
- Luceño, A., 2006. Fitting the generalized Pareto distribution to data using maximum goodness-of-fit estimators. *Computational Statistics & Data Analysis* **51**(2): p. 904–917. doi: [10.1016/j.csda.2005.09.011](https://doi.org/10.1016/j.csda.2005.09.011). (Cité en page 56).
- Lydia, M., S. S. Kumar, A. I. Selvakumar et G. E. Prem Kumar, 2014. A comprehensive review on wind turbine power curve modeling techniques. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* **30**: p. 452–460. doi: [10.1016/j.rser.2013.10.030](https://doi.org/10.1016/j.rser.2013.10.030). (Cité en page 27).
- Masson, V., J.-L. Champeaux, F. Chauvin, C. Meriguet et R. Lacaze, 2003. A Global Database of Land Surface Parameters at 1-km Resolution in Meteorological and Climate Models. *Journal of Climate* **16**(9): p. 1261–1282. doi: [10.1175/1520-0442-16.9.1261](https://doi.org/10.1175/1520-0442-16.9.1261). (Cité en page 101).
- McVicar, T. R., M. L. Roderick, R. J. Donohue, L. T. Li, T. G. Van Niel, A. Thomas, J. Grieser, D. Jhajharia, Y. Himri, N. M. Mahowald, A. V. Mescherskaya, A. C. Kruger, S. Rehman et Y. Dinpashoh, 2012. Global review and synthesis of trends in

- observed terrestrial near-surface wind speeds: Implications for evaporation. *Journal of Hydrology* **416–417**: p. 182–205. doi: [10.1016/j.jhydrol.2011.10.024](https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2011.10.024). (Cité en pages 99, 101, 103 et 130).
- McVicar, T. R., R. Vautard, J.-N. Thépaut, P. Berrisford et R. J. H. Dunn, 2013. [Global climate] Land surface wind speed [in “State of the Climate in 2012”]. *Bulletin of the American Meteorological Society* **94**(8): p. S27–S29. doi: [10.1175/2013BAMSStateoftheClimate.1](https://doi.org/10.1175/2013BAMSStateoftheClimate.1). (Cité en page 181).
- Michelangeli, P.-A., R. Vautard et B. Legras, 1995. Weather Regimes: Recurrence and Quasi Stationarity. *Journal of the Atmospheric Sciences* **52**(8): p. 1237–1256. doi: [10.1175/1520-0469\(1995\)052<1237:WRRASQ>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0469(1995)052<1237:WRRASQ>2.0.CO;2). (Cité en page 95).
- Moore, G. W. K., I. A. Renfrew et R. S. Pickart, 2013. Multidecadal Mobility of the North Atlantic Oscillation. *Journal of Climate* **26**(8): p. 2453–2466. doi: [10.1175/JCLI-D-12-00023.1](https://doi.org/10.1175/JCLI-D-12-00023.1). (Cité en page 95).
- Mortensen, N. G. et H. E. Jørgensen, 2011. Comparison of Resource and Energy Yield Assessment Procedures. Présentation lors de l'EWEA Wind Resource Assessment Technology Workshop, Bruxelles, 10–11 mai 2011. Disponible en ligne <http://www.ewea.org/events/workshops/wp-content/uploads/2012/10/Session-5.2-Niels-Gylling-Mortensen-Risoe-DTU-v2.pdf> (2015-06). (Cité en page 10).
- , 2013. Comparative Resource and Energy Yield Assessment Procedures (CREYAP) Part II. Présentation lors de l'EWEA Wind Resource Assessment Technology Workshop, Dublin, 25–26 juin 2013. Disponible en ligne <http://www.ewea.org/events/workshops/wp-content/uploads/2013/06/EWEA-RA2013-Dublin-5-5-Niels-G-Mortensen-DTU-Wind-Energy.pdf> (2015-06). (Cité en page 10).
- Najac, J., 2008. *Impacts du changement climatique sur le potentiel éolien en France : une étude de régionalisation*. Thèse de doctorat, Université Toulouse III - Paul Sabatier. (Cité en page 152).
- Najac, J., J. Boé et L. Terray, 2009. A multi-model ensemble approach for assessment of climate change impact on surface winds in France. *Climate Dynamics* **32**(5): p. 615–634. doi: [10.1007/s00382-008-0440-4](https://doi.org/10.1007/s00382-008-0440-4). (Cité en page 152).
- Najac, J., C. Lac et L. Terray, 2011. Impact of climate change on surface winds in France using a statistical-dynamical downscaling method with mesoscale modelling. *International Journal of Climatology* **31**(3): p. 415–430. doi: [10.1002/joc.2075](https://doi.org/10.1002/joc.2075). (Cité en page 152).
- Nelder, J. A. et R. Mead, 1965. A simplex method for function minimization. *The Computer Journal* **7**(4): p. 308–313. doi: [10.1093/comjnl/7.4.308](https://doi.org/10.1093/comjnl/7.4.308). (Cité en page 60).

- Perea, A. R., J. Amezcua et O. Probst, 2011. Validation of three new measure-correlate-predict models for the long-term prospection of the wind resource. *Journal of Renewable and Sustainable Energy* **3**(2): p. 023105. doi: [10.1063/1.3574447](https://doi.org/10.1063/1.3574447). (Cité en page 17).
- Petersen, E. L., N. G. Mortensen, L. Landberg, J. Højstrup et H. P. Frank, 1998. Wind power meteorology. Part I: climate and turbulence. *Wind Energy* **1**(S1): p. 25–45. doi: [10.1002/\(SICI\)1099-1824\(199804\)1:1+<25::AID-WE4>3.0.CO;2-D](https://doi.org/10.1002/(SICI)1099-1824(199804)1:1+<25::AID-WE4>3.0.CO;2-D). (Cité en pages 15 et 24).
- Poli, P., H. Hersbach, D. Tan, D. Dee, J.-N. Thépaut, A. Simmons, C. Peubey, P. Laloyaux, T. Komori, P. Berrisford, R. Dragani, Y. Trémolet, E. Holm, M. Bonavita, L. Isaksen et M. Fisher, 2013. *The data assimilation system and initial performance evaluation of the ECMWF pilot reanalysis of the 20th-century assimilating surface observations only (ERA-20C)*. ERA Report Series no. 14, ECMWF, 59 pp. Disponible en ligne http://rda.ucar.edu/datasets/ds626.0/docs/ERA-20C.era_report_series_14.pdf (2015-06). (Cité en page 185).
- Pryor, S. C., M. Nielsen, R. J. Barthelmie et J. Mann, 2004. Can satellite sampling of offshore wind speeds realistically represent wind speed distributions? Part II: Quantifying uncertainties associated with distribution fitting methods. *Journal of Applied Meteorology* **43**(5): p. 739–750. doi: [10.1175/2096.1](https://doi.org/10.1175/2096.1). (Cité en page 24).
- Ramírez, P. et J. A. Carta, 2005. Influence of the data sampling interval in the estimation of the parameters of the Weibull wind speed probability density distribution: a case study. *Energy Conversion and Management* **46**(15–16): p. 2419–2438. doi: [10.1016/j.enconman.2004.11.004](https://doi.org/10.1016/j.enconman.2004.11.004). (Cité en page 57).
- Reyers, M., J. Moemken et J. G. Pinto, 2015. Future changes of wind energy potentials over Europe in a large CMIP5 multi-model ensemble. *International Journal of Climatology* doi: [10.1002/joc.4382](https://doi.org/10.1002/joc.4382). (Cité en page 152).
- Rienecker, M. M., M. J. Suarez, R. Gelaro, R. Todling, J. Bacmeister, E. Liu, M. G. Bosilovich, S. D. Schubert, L. Takacs, G.-K. Kim, S. Bloom, J. Chen, D. Collins, A. Conaty, A. da Silva, W. Gu, J. Joiner, R. D. Koster, R. Lucchesi, A. Molod, T. Owens, S. Pawson, P. Pegion, C. R. Redder, R. Reichle, F. R. Robertson, A. G. Ruddick, M. Sienkiewicz et J. Woollen, 2011. MERRA: NASA's Modern-Era Retrospective Analysis for Research and Applications. *Journal of Climate* **24**(14): p. 3624–3648. doi: [10.1175/JCLI-D-11-00015.1](https://doi.org/10.1175/JCLI-D-11-00015.1). (Cité en page 185).
- Rizzo, S. et A. Rapisarda, 2005. Application of superstatistics to atmospheric turbulence. Dans *Complexity, Metastability and Nonextensivity: Proceedings of the 31st Workshop of the International School of Solid State Physics*, (p. 246–254). Eds. C. Beck, G. Benedek, A. Rapisarda and C. Tsallis, World Scientific Publishing Company, Incorporated. (Cité en page 76).

- Rodwell, M. J., D. P. Rowell et C. K. Folland, 1999. Oceanic forcing of the wintertime North Atlantic Oscillation and European climate. *Nature* **398**(6725): p. 320–323. doi: [10.1038/18648](https://doi.org/10.1038/18648). (Cité en page 98).
- Rogers, A. L., J. W. Rogers et J. F. Manwell, 2005a. Comparison of the performance of four measure–correlate–predict algorithms. *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics* **93**(3): p. 243–264. doi: [10.1016/j.jweia.2004.12.002](https://doi.org/10.1016/j.jweia.2004.12.002). (Cité en pages 17 et 19).
- , 2005b. Uncertainties in results of Measure-Correlate-Predict analyses. Suites de la conférence de l’AWEA (American Wind Energy Association), Denver, mai 2005. (Cité en page 19).
- RTE, 2015. Bilan électrique 2014. Disponible en ligne http://www.rte-france.com/sites/default/files/bilan_electrique_2014.pdf (2015-06). (Cité en page 37).
- RTE, Syndicat des Energies Renouvelables, ERDF et ADEeF – Association des Distributeurs d’Electricité en France, 2015. Panorama de l’électricité renouvelable 2014. Disponible en ligne http://www.rte-france.com/sites/default/files/panorama_des_energies_renouvelables_2014.pdf (2015-06). (Cité en pages 2 et 66).
- Sinclair, C., B. Spurr et M. Ahmad, 1990. Modified Anderson-Darling test. *Communications in Statistics - Theory and Methods* **19**(10): p. 3677–3686. doi: [10.1080/03610929008830405](https://doi.org/10.1080/03610929008830405). (Cité en page 56).
- Smith, A., N. Lott et R. Vose, 2011. The Integrated Surface Database: recent developments and partnerships. *Bulletin of the American Meteorological Society* **92**(6): p. 704–708. doi: [10.1175/2011BAMS3015.1](https://doi.org/10.1175/2011BAMS3015.1). (Cité en page 181).
- Stull, R. B., 1988. *An Introduction to Boundary Layer Meteorology*. Springer. (Cité en pages 34 et 35).
- Sumner, J. et C. Masson, 2006. Influence of atmospheric stability on wind turbine power performance curves. *Journal of Solar Energy Engineering* **128**(4): p. 531–538. doi: [10.1115/1.2347714](https://doi.org/10.1115/1.2347714). (Cité en page 27).
- Takle, E. S. et J. M. Brown, 1978. Note on the use of Weibull statistics to characterize wind-speed data. *Journal of Applied Meteorology* **17**(4): p. 556–559. doi: [10.1175/1520-0450\(1978\)017<0556:NOTUOW>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0450(1978)017<0556:NOTUOW>2.0.CO;2). (Cité en page 53).
- Taylor, K. E., R. J. Stouffer et G. A. Meehl, 2012. An overview of CMIP5 and the experiment design. *Bulletin of the American Meteorological Society* **93**(4): p. 485–498. doi: [10.1175/BAMS-D-11-00094.1](https://doi.org/10.1175/BAMS-D-11-00094.1). (Cité en page 188).

- Thomas, B. R., E. C. Kent, V. R. Swail et D. I. Berry, 2008. Trends in ship wind speeds adjusted for observation method and height. *International Journal of Climatology* **28**(6): p. 747–763. doi: [10.1002/joc.1570](https://doi.org/10.1002/joc.1570). (Cité en page 99).
- Thøgersen, M. L., M. Motta, T. Sørensen et P. Nielsen, 2007. Measure-correlate-predict methods: case studies and software implementation. Suites de la conférence de l'EWEA (European Wind Energy Association), Milan, mai 2007. (Cité en page 18).
- Tobin, I., R. Vautard, I. Balog, F.-M. Bréon, S. Jerez, P. M. Ruti, F. Thais, M. Vac et P. Yiou, 2014. Assessing climate change impacts on European wind energy from ENSEMBLES high-resolution climate projections. *Climatic Change* **128**(1-2): p. 99–112. doi: [10.1007/s10584-014-1291-0](https://doi.org/10.1007/s10584-014-1291-0). (Cité en page 152).
- Trigo, R. M., T. J. Osborn et J. M. CorteReal, 2002. The North Atlantic Oscillation influence on Europe: climate impacts and associated physical mechanisms. *Climate Research* **20**(1): p. 9–17. doi: [10.3354/cr020009](https://doi.org/10.3354/cr020009). (Cité en page 95).
- Tuller, S. E. et A. C. Brett, 1984. The characteristics of wind velocity that favor the fitting of a Weibull distribution in wind speed analysis. *Journal of Climate and Applied Meteorology* **23**(1): p. 124–134. doi: [10.1175/1520-0450\(1984\)023<0124:TCOWVT>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0450(1984)023<0124:TCOWVT>2.0.CO;2). (Cité en page 50).
- Vautard, R., J. Cattiaux, P. Yiou, J.-N. Thépaut et P. Ciais, 2010. Northern Hemisphere atmospheric stilling partly attributed to an increase in surface roughness. *Nature Geoscience* **3**(11): p. 756–761. doi: [10.1038/ngeo979](https://doi.org/10.1038/ngeo979). (Cité en pages 100, 101, 102, 130, 131 et 181).
- Voldoire, A., E. Sanchez-Gomez, D. S. y. Méliá, B. Decharme, C. Cassou, S. Sénési, S. Valcke, I. Beau, A. Alias, M. Chevallier, M. Déqué, J. Deshayes, H. Douville, E. Fernandez, G. Madec, E. Maisonnave, M.-P. Moine, S. Planton, D. Saint-Martin, S. Szopa, S. Tyteca, R. Alkama, S. Belamari, A. Braun, L. Coquart et F. Chauvin, 2012. The CNRM-CM5.1 global climate model: description and basic evaluation. *Climate Dynamics* **40**(9-10): p. 2091–2121. doi: [10.1007/s00382-011-1259-y](https://doi.org/10.1007/s00382-011-1259-y). (Cité en page 188).
- Vrac, M., P. V. Ayar et P. Yiou, 2013. Trends and variability of seasonal weather regimes. *International Journal of Climatology* doi: [10.1002/joc.3700](https://doi.org/10.1002/joc.3700). (Cité en pages 95, 130, 138 et 139).
- Wagner, R., I. Antoniou, S. M. Pedersen, M. S. Courtney et H. E. Jørgensen, 2009. The influence of the wind speed profile on wind turbine performance measurements. *Wind Energy* **12**(4): p. 348–362. doi: [10.1002/we.297](https://doi.org/10.1002/we.297). (Cité en page 27).
- Wagner, R., M. Courtney, J. Gottschall et P. Lindelöw-Marsden, 2011. Accounting for the speed shear in wind turbine power performance measurement. *Wind Energy* **14**(8): p. 993–1004. doi: [10.1002/we.509](https://doi.org/10.1002/we.509). (Cité en page 27).

- Wallace, J. M. et D. S. Gutzler, 1981. Teleconnections in the Geopotential Height Field during the Northern Hemisphere Winter. *Monthly Weather Review* **109**(4): p. 784–812. doi: [10.1175/1520-0493\(1981\)109<0784:TITGHF>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0493(1981)109<0784:TITGHF>2.0.CO;2). (Cité en pages 93, 94 et 144).
- Xu, M., C.-P. Chang, C. Fu, Y. Qi, A. Robock, D. Robinson et H.-M. Zhang, 2006. Steady decline of east Asian monsoon winds, 1969–2000: Evidence from direct ground measurements of wind speed. *Journal of Geophysical Research* **111**(D24). doi: [10.1029/2006JD007337](https://doi.org/10.1029/2006JD007337). (Cité en pages 103 et 104).

Publications de la thèse

Publications dans des revues à comité de lecture

Philippe Drobinski, Corentin Coulais et Bénédicte Jourdier, 2015. Surface wind-speed statistics modelling: alternatives to the Weibull distribution and performance evaluation. *Boundary-Layer Meteorology*. **157**: p. 97–123. doi: [10.1007/s10546-015-0035-7](https://doi.org/10.1007/s10546-015-0035-7).

Articles en préparation pour *Wind Energy* ou *Renewable Energy* :

Bénédicte Jourdier et Philippe Drobinski. Errors in wind resource and energy yield assessments based on the Weibull distribution.

Bénédicte Jourdier et Philippe Drobinski. Interannual to decadal variability of the wind energy resource in Western Europe.

Communications orales

Bénédicte Jourdier, 2014. *Impact de la variabilité temporelle long-terme du vent sur le potentiel éolien*. Présentation aux journées des doctorants de l'ADEME, le 5 février 2014 à Angers.

Bénédicte Jourdier, Philippe Drobinski, Mohamed Amine Hachfi Soussi, Mathieu Vrac, Robert Vautard et Pascal Yiou, 2014. *Springtime surface wind speed trend in France*. Poster présenté à la conférence annuelle de l'EGU (European Geosciences Union) le 28 avril 2014 à Vienne.

Bénédicte Jourdier, Riwal Plougonven, Philippe Drobinski et Jean-Charles Dupont, 2014. *Variability of the vertical profile of wind speed : characterization at various time scales and analytical approximation*. Poster présenté à l'EGU le 28 avril 2014 à Vienne.

Table des matières

Introduction générale	1
Première partie : Méthodes d'évaluation du potentiel éolien	7
1 Revue des méthodes	9
1.1. Introduction	10
1.2. Mesures du vent	13
1.3. Extrapolation verticale	14
1.3.1. Loi en puissance	14
1.3.2. Loi en logarithme	15
1.3.3. Perspectives	15
1.4. Extrapolation temporelle	16
1.4.1. Méthodes MCP	16
1.4.2. Références long-terme	18
1.4.3. Perspectives	19
1.5. Extrapolation horizontale et sillage	20
1.6. Modélisation statistique : distribution de Weibull	21
1.6.1. Présentation	21
1.6.2. Utilisation	22
1.6.3. Méthodes d'ajustement	23
1.6.4. Perspectives	24

1.7. Courbe de puissance	25
1.8. Pertes et incertitudes	28
1.9. Conclusion	29
2 Profil vertical du vent	31
2.1. Introduction	32
2.2. Théorie de la couche limite	33
2.2.1. La couche limite atmosphérique	33
2.2.2. La turbulence	33
2.2.3. Le profil vertical du vent dans la couche de surface	34
2.3. Observations de profils verticaux du vent	37
2.3.1. Données	37
2.3.2. Cycle diurne du profil vertical de vent	37
2.3.3. Limites des lois utilisées pour l'extrapolation	39
2.4. Erreurs dues à l'extrapolation verticale	42
2.4.1. Méthodes	42
2.4.2. Influences de la loi utilisée et des hauteurs	43
2.4.3. Influence des moyennes sur la loi en puissance	44
2.5. Conclusion	45
2.A. Figures supplémentaires	46
2.A.1. Cycles diurnes en hiver	46
2.A.2. Cycles diurnes en été	47
3 Distribution de Weibull	49
3.1. Introduction	50
3.2. Données et méthodes	52
3.2.1. Observations	52
3.2.2. Mesure des écarts à la statistique	55
3.2.3. Mesure des écarts en énergie	58
3.3. Performances de la distribution de Weibull	60
3.3.1. Ajustement de la distribution	60
3.3.2. Écarts à la statistique	62

3.3.3. Erreurs sur l'énergie et la production	64
3.3.4. Caractéristiques des composantes du vent	72
3.4. Distributions alternatives	75
3.4.1. Distribution elliptique	75
3.4.2. Distribution non-gaussienne	75
3.4.3. Distribution de Rayleigh-Rice	78
3.5. Performances des distributions alternatives	80
3.5.1. Écarts à la statistique	80
3.5.2. Erreurs en énergie de la distribution de Rayleigh-Rice	86
3.6. Conclusion	87
Seconde partie : Variabilité et tendances de la ressource	89
4 Revue sur le climat et la variabilité du vent	91
4.1. Introduction	92
4.2. Circulation synoptique en Europe	93
4.2.1. Téléconnexions	93
4.2.2. Oscillation nord-atlantique	95
4.3. Tendances observées des vents de surface	99
4.4. Causes des tendances de vent	101
4.4.1. Causes liées à la surface	101
4.4.2. Causes liées à l'atmosphère	103
4.5. Perspectives	105
5 Variabilité interannuelle à décennale du vent	107
5.1. Introduction	108
5.2. Observations et réanalyses	108
5.2.1. Sélection des stations d'observation	109
5.2.2. Traitement des données	110
5.2.3. Biais des réanalyses	110
5.2.4. Représentation du cycle saisonnier	112
5.2.5. Corrélations entre observations et réanalyses	114

5.3. Variabilité interannuelle du vent	115
5.3.1. Variabilité entre 1990 et 2010	115
5.3.2. Variabilité décennale	118
5.3.3. Conséquences pour la production	118
5.3.4. Conséquences pour l'extrapolation temporelle	121
5.4. Rôle de l'oscillation nord-atlantique	123
5.4.1. Corrélations annuelles	123
5.4.2. Saisons	124
5.4.3. Modulation long-terme de la NAO en hiver	125
5.5. Conclusion	128
6 Tendances et saisons	129
6.1. Introduction	130
6.2. Tendances observées du vent de surface	131
6.2.1. Moyennes annuelles du vent	131
6.2.2. Moyennes mensuelles du vent	134
6.2.3. Significativité des tendances	136
6.3. Influence de la modification des saisons	138
6.3.1. Régimes saisonniers	138
6.3.2. Contribution des saisons aux tendances de vent	141
6.4. Influence de la circulation synoptique	144
6.4.1. Modes de variabilité	144
6.4.2. Contribution aux tendances	146
6.5. Conclusion	149
7 Projections en climat futur	151
7.1. Introduction	152
7.2. Données et méthodes	153
7.2.1. Vent sur les périodes historique et future	153
7.2.2. Composantes principales du Z500 et reconstructions du vent	156
7.3. Approche en régimes saisonniers	158
7.3.1. Modifications des fréquences des régimes	158

7.3.2. Modifications inter-régimes	159
7.3.3. Modifications intra-régimes	159
7.4. Approche en composantes principales sur l'hiver	161
7.4.1. Modes de variabilité	161
7.4.2. Reconstruction du vent	163
7.5. Conclusion	166
7.A. Figures supplémentaires	167
7.A.1. Anomalies de vent dans le scénario RCP 8.5	167
7.A.2. Modèle IPSL	169
7.A.3. Modèle MOHC	170
7.A.4. Modèle MPI	171
7.A.5. Modèle NOAA	172
Conclusion générale	173
Annexes	177
A Données	179
A.1. Instruments de mesure du vent	180
A.1.1. Anémomètres	180
A.1.2. Télédétection	180
A.2. Mesures de vent de la base ISD	181
A.2.1. Présentation générale	181
A.2.2. Données de vent	182
A.3. Observations du SIRTÀ	183
A.4. Observations de mâts de Maïa Eolis	183
A.5. Réanalyses	184
A.5.1. Définition	184
A.5.2. Description des réanalyses utilisées	185
A.6. Simulations CMIP 5 du climat futur	188
B Statistiques	189

B.1. Analyse en composantes principales (ACP)	189
B.2. Partionnement	191
Bibliographie	193
Publications de la thèse	205
Table des matières	207
Table des illustrations	213
Liste des figures	213
Liste des tableaux	217

Table des illustrations

Figures

1	Photographies de moulins et d'une éolienne	1
2	Schéma de la vie d'un parc éolien	3
3	Sous-performance des parcs éoliens.	4
1.1	Chaîne méthodologique pour évaluer le potentiel éolien	11
1.2	Principe de l'extrapolation verticale	14
1.3	Principe de l'extrapolation temporelle	16
1.4	Exemples de distributions de Weibull	21
1.5	Courbe de puissance d'une éolienne Vestas V90–2.0MW	25
2.1	Cycle diurne du vent à différentes hauteurs (Bartholdy, 2005)	32
2.2	Densité spectrale de puissance du vent (Van der Hoven, 1957)	34
2.3	Profils verticaux théoriques du vent dans différents cas de stabilité	36
2.4	Cycle diurne du vent à différentes hauteurs (lidar)	38
2.5	Cycle diurne du vent à différentes hauteurs (mâts)	38
2.6	Variations du paramètre α (lidar, 2011)	40
2.7	Variations du paramètre α (mât A, 2009–2010)	41
2.8	Variations du paramètre α (mât B, 2010–2011)	41
2.9	Erreurs sur l'extrapolation verticale selon la loi utilisée	43
2.10	Erreurs sur l'extrapolation en puissance. Effet des moyennes	45
2.11	Cycle diurne du vent à différentes hauteurs (lidar, hiver)	46
2.12	Cycle diurne du vent à différentes hauteurs (mâts, hiver)	46

2.13	Cycle diurne du vent à différentes hauteurs (lidar, été)	47
2.14	Cycle diurne du vent à différentes hauteurs (mâts, été)	47
3.1	Carte de la topographie. Emplacement des stations	52
3.2	CDF empiriques à Nantes, Pau et Orange	54
3.3	Courbes de puissance	59
3.4	Distributions de Weibull à Nantes, Pau et Orange	61
3.5	Cartes des scores W_n^2 et r_n^2 pour la distribution de Weibull (MLE) . .	63
3.6	Idem pour les méthodes des moments et de WAsP	63
3.7	Cartes de E_{obs} et $\Delta E_{\text{Weibull MLE}}$	65
3.8	$\Delta E_{\text{Weibull MLE}}$ en fonction de W_n^2	65
3.9	Cartes des erreurs en production avec $\mathcal{P}_{1.35}$ (Weibull)	67
3.10	Cartes des erreurs en production avec \mathcal{P}_a (Weibull)	68
3.11	$\Delta P_{\text{Weibull}}$ en fonction de W_n^2 ou r_n^2	69
3.12	Histogrammes de vent, énergie, production à Pau et Orange	71
3.13	$PDF(u)$ et $PDF(v)$ à Nantes, Pau et Orange	73
3.14	$PDF(u)$ et $PDF(v)$ à Trappes et Ajaccio	73
3.15	Cartes des caractères non isotrope et non gaussien	74
3.16	Scores de la figure 3.5 en fonction des caractères de la figure 3.15. . . .	74
3.17	Distribution de la variable β à Nantes, Pau et Orange	77
3.18	Les quatre distributions à Nantes, Pau et Orange	81
3.19	Cartes des scores W_n^2 et r_n^2 de la distribution elliptique	83
3.20	Cartes des scores W_n^2 et r_n^2 de la distribution non-gaussienne	83
3.21	Cartes des scores W_n^2 et r_n^2 de la distribution de Rayleigh-Rice	85
3.22	Cartes des meilleures distributions	85
3.23	Cartes des erreurs en énergie de la Rayleigh-Rice	86
4.1	Téléconnections. Figure 26 de Wallace et Gutzler (1981)	94
4.2	NAO. Figure 1 de Jerez <i>et al.</i> (2013)	96
4.3	Indice NAO (Jones)	97
4.4	Tendances de vent. Figure 2 de McVicar <i>et al.</i> (2012)	99
4.5	Tendances de vent. Figure 1a (détail) de Vautard <i>et al.</i> (2010)	100
5.1	Topographie de la France. Emplacement des stations	109
5.2	Cartes du vent moyen annuel	111

5.3	Cartes du biais moyen annuel	111
5.4	Cycle saisonnier du vent moyen	113
5.5	Cycle saisonnier à Paris-Roissy	113
5.6	Cycle saisonnier à Marseille-Marignane	113
5.7	Cartes de corrélation entre réanalyses et observations	114
5.8	Cartes des tendances	115
5.9	Carte des régions selon la variabilité du vent	116
5.10	Variabilité interannuelle dans chaque région	117
5.11	Variabilité décennale du vent par région	119
5.12	Variabilité décennale de la production éolienne	119
5.13	Résultats de l'extrapolation temporelle pour la mâât B	121
5.14	Cartes de corrélation avec la NAO, annuel, 1990–2010	123
5.15	Cartes de corrélation avec la NAO, annuel, ERA-20C, 1951–2010 . . .	123
5.16	Corrélations mensuelles entre NAO et vent à Lille	124
5.17	Composantes principales Z500, ERA-20C, DJF 1951–2010	125
5.18	Corrélation vent – NAO, DJF, 1951–2010	127
5.19	Corrélation vent – SCA, DJF, 1951–2010	127
6.1	Tendances du vent de surface annuel	131
6.2	Carte des groupes régionaux de vent	132
6.3	Variabilité interannuelle dans chaque région	132
6.4	Biais des réanalyses en tendances annuelles	133
6.5	Biais des réanalyses en tendances, janvier	133
6.6	Tendances du vent en janvier	134
6.7	Tendances du vent en mars	135
6.8	Tendances du vent en avril	135
6.9	Tendances du vent en juillet	135
6.10	Tendances du vent en novembre	135
6.11	Tendances mensuelles, observations et réanalyses	137
6.12	Similaire pour huit stations du nord	137
6.13	Similaire pour huit stations du sud-ouest	137
6.14	Premier mode de variabilité (Z500 journ., 1979–2013, NAE, ERA- Interim)	138
6.15	Fréquences mensuelles des régimes saisonniers	139

6.16	Fréquences annuelles des régimes saisonniers	140
6.17	Augmentation de la PC 1 et de la température	140
6.18	Cartes des V_r	141
6.19	Tendances annuelles, reconstructions à partir des saisons	142
6.20	Tendances mensuelles, reconstructions à partir des saisons	143
6.21	Modes de variabilité 2 à 5 du Z500 journalier	145
6.22	Tendances mensuelles, reconstruction à partir de 5 PC	147
6.23	Tendances mensuelles, contributions séparées des 5 PC	147
7.1	Vent moyen (CMIP 5)	154
7.2	Anomalies futures de vent (RCP 4.5)	155
7.3	Anomalies futures de vent, DJF (RCP 4.5)	155
7.4	Anomalies futures de vent, JJA (RCP 4.5)	156
7.5	Schéma pour ACP et reconstruction dans le futur	157
7.6	Régimes saisonniers dans les modèles CMIP 5	158
7.7	Variations inter-régimes saisonniers (RCP 4.5)	159
7.8	Variations intra-régimes saisonniers (RCP 4.5)	160
7.9	Composantes principales Z500, ERA-20C, DJF 1951–2000	162
7.10	Composantes principales Z500, CNRM, DJF 1951–2000	162
7.11	Anomalies $\hat{V}^a - \hat{V}$ de la reconstruction hivernale (RCP 4.5)	163
7.12	Corrélation entre \hat{V}^a et V_{Futur} (RCP 4.5)	164
7.13	Biais $\hat{V}^a - V_{\text{Futur}}$ de la reconstruction hivernale (RCP 4.5)	164
7.14	Composantes principales Z500, CNRM, DJF, RCP 4.5	165
7.15	Composantes principales Z500, CNRM, DJF, RCP 8.5	165
7.16	Anomalies futures de vent (RCP 8.5)	167
7.17	Anomalies futures de vent, DJF (RCP 8.5)	167
7.18	Anomalies futures de vent, JJA (RCP 8.5)	168
7.19	Variations inter-régimes saisonniers (RCP 8.5)	168
7.20	Composantes principales Z500, IPSL, DJF 1951–2000	169
7.21	Composantes principales Z500, IPSL, DJF, RCP 4.5	169
7.22	Composantes principales Z500, IPSL, DJF, RCP 8.5	169
7.23	Composantes principales Z500, MOHC, DJF 1951–2000	170
7.24	Composantes principales Z500, MOHC, DJF, RCP 4.5	170
7.25	Composantes principales Z500, MOHC, DJF, RCP 8.5	170

7.26	Composantes principales Z500, MPI, DJF 1951–2000	171
7.27	Composantes principales Z500, MPI, DJF, RCP 4.5	171
7.28	Composantes principales Z500, MPI, DJF, RCP 8.5	171
7.29	Composantes principales Z500, NOAA, DJF 1951–2000	172
7.30	Composantes principales Z500, NOAA, DJF, RCP 4.5	172
7.31	Composantes principales Z500, NOAA, DJF, RCP 8.5	172
A.1	Anémomètres	180
A.2	Lidar	181
A.3	Zone 1 du SIRTa	183
A.4	Carte de localisation du SIRTa et des mâts	184
B.1	Illustration de la méthode de partitionnement	191

Tableaux

1.1	Expressions des moments de la distribution de Weibull	22
3.1	Statistiques de Cramer-von Mises et Anderson-Darling	57
3.2	Calcul numérique des scores de CvM et AD	57
3.3	Scores W_n^2 et r_n^2 à Nantes, Pau et Orange (Weibull)	61
3.4	Scores W_n^2 et r_n^2 à Nantes, Pau et Orange	81
A.1	Conversions entre $\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$ et nœuds	182
A.2	Résumé des particularités des réanalyses.	187

Ressource éolienne en France métropolitaine : méthodes d'évaluation du potentiel, variabilité et tendances.

Résumé — La France possède un gisement éolien parmi les plus importants d'Europe, et qui est encore loin d'être exploité à son maximum. L'évaluation du potentiel éolien d'un site est une étape clé en amont de la construction d'un parc éolien pour estimer la production électrique future et toute sur-estimation dans cette évaluation met en péril la rentabilité du parc. Or, cela a été le cas ces dernières années, les exploitants éoliens ont constaté qu'ils avaient produit moins que prévu.

Cette question de la sous-production soulève deux problématiques sur lesquelles se penche ce travail de thèse : d'une part les incertitudes associées aux méthodes utilisées pour évaluer le potentiel éolien et d'autre part la variabilité interannuelle du vent. La première partie porte sur les erreurs des méthodes d'évaluation du potentiel, en particulier lors de l'extrapolation verticale des mesures de vent et lors de la modélisation statistique du vent par la distribution de Weibull. La deuxième partie porte sur la variabilité du vent aux échelles annuelles à décennales, afin de comprendre comment cette variabilité a pu contribuer à une sous-production, et de mieux l'appréhender à l'avenir.

Mots-clefs — potentiel éolien, vent de surface, baisse de vent, France

Wind resource in metropolitan France: assessment methods, variability and trends.

Abstract — France has one of the largest wind potentials in Europe, yet far from being fully exploited. The wind resource and energy yield assessment is a key step before building a wind farm, aiming at predicting the future electricity production. Any over-estimation in the assessment process puts in jeopardy the project's profitability. This has been the case in the recent years, when wind farm managers have noticed that they produced less than expected.

The under-production problem leads to questioning both the validity of the assessment methods and the inter-annual wind variability. This thesis tackles these two issues. In a first part are investigated the errors linked to the assessment methods, especially in two steps: the vertical extrapolation of wind measurements and the statistical modelling of wind-speed data by a Weibull distribution. The second part investigates the inter-annual to decadal variability of wind speeds, in order to understand how this variability may have contributed to the under-production and so that it is better taken into account in the future.

Keywords — wind resource, surface wind, wind stilling, France
